



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas

Carrera de Economía

**Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la
COAC “Jardín Azuayo” para la cartera colocada en el año 2014**

Trabajo de titulación previo a la obtención del

título de Economista

Modalidad: Proyecto Integrador

Autores:

Xavier Fernando Alvarado Tigre

CI: 0105702443

Diego Vicente Vivar Ramón

CI: 0105483101

Directora:

Econ. Blanca Catalina Rivera Ochoa

CI: 0101645869

Cuenca - Ecuador

2019



RESUMEN

El presente proyecto analiza las características relevantes que influyen en el comportamiento de pago de socios que solicitaron un préstamo correspondiente al segmento de microcrédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo durante el periodo 2014, esto con la finalidad de proponer una herramienta alternativa que permita calcular el riesgo de impago de una operación de crédito. El modelo logístico (Logit) es la metodología aplicada para el cual se utilizaron variables obtenidas a partir del proceso de solicitud y aprobación del crédito, así como también se incluyeron variables macroeconómicas para determinar la influencia del ciclo económico. Los resultados obtenidos demuestran que existen variables o características que influyen significativamente en el riesgo de impago de una operación crediticia siendo dichas variables las siguientes: Estado Civil, Zona, Destino, R5 (Ratio de Endeudamiento), Garantías, Monto, Plazo, Frecuencia e Interés como variables obtenidas a partir de la base de datos. Adicional a éstas, se determina como relevantes y significativas, la inclusión de la Variación de la Tasa de Interés y la Variación de la Inflación (IPC) como variables resultantes de un análisis macroeconómico para determinar la influencia del ciclo económico dentro de la probabilidad de caer en mora.

Palabras Clave: Cooperativa. Microcrédito. Riesgo crediticio. Regresión logística.



ABSTRACT

The present project analyzes the main characteristics which have influenced members' payment behavior, who applied for credit and savings accounts at Jardín Azuayo bank in order to build a scoring model for the bank's small credit loan. This examination used variables as a methodology to determinate the probability of a loan default by a group of clients who share the same characteristics in the year 2014. Large credit loan variables were also included which can affect the credit risk for the bank. In addition, a logistic regression was developed for this research, related to personal data and the members' credit activity which Dummy variable determines if a member is a good or a bad payer. The results obtained have proven that some variables and characteristics have an impact in default credit risk. Such as the following variables: Civil Status, Zone, Destination, R5 (debt ratio), Assurances, Amount, Term and Frecuency and Interest variables wich were obtained by the database. Furthermore, Interest Rate Fluctuation and Inflation Fluctuation (IPC) were so important for this study to determine the influence in economic cycle with the chance to fall in loan default.

Keywords: Cooperative. Microcredit. Scoring model. Credit risk. Logistic regression.



ÍNDICE

RESUMEN.....	1
ABSTRACT	2
ÍNDICE	3
ÍNDICE DE TABLAS.....	5
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES.....	6
AGRADECIMIENTO	11
DEDICATORIA	12
1. INTRODUCCIÓN.....	13
2. JUSTIFICACIÓN	15
3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	19
3.1. EL COOPERATIVISMO EN EL ECUADOR.....	19
3.1.1. La Economía Popular y Solidaria.....	20
3.2. ANÁLISIS DEL SECTOR COOPERATIVO (PERIODO 2010-2017)	22
3.2.1. ANÁLISIS DE ACTIVOS DEL SFN: CARTERA DE CRÉDITOS	23
3.2.2. ANÁLISIS DE LA CARTERA DE CRÉDITOS DEL SFN: ÍNDICES DE MOROSIDAD	24
3.3. ANÁLISIS DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO “JARDIN AZUAYO” (2010-2017).....	25
3.4. DESCRIPCIÓN DE LA PROBLEMÁTICA.....	28
4. OBJETIVOS	33
4.1. OBJETIVO GENERAL.....	33
4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	33
5. MARCO TEÓRICO	34
5.1. EL SISTEMA FINANCIERO.....	34
5.1.1. EL SISTEMA FINANCIERO EN EL ECUADOR.....	35
5.1.2. ENTES REGULADORES	37
5.2. EL CRÉDITO.....	39
5.2.1. ADMINISTRACIÓN DEL CRÉDITO	40
5.2.2. LA METODOLOGÍA DE LAS 5C	41
5.3. DEFINICIÓN DE RIESGO	42
5.4. MEDICIÓN DEL RIESGO.....	43
5.5. MODELOS DE CREDIT SCORING	44
5.5.1. Análisis Discriminante.....	44
5.5.2. Modelos de Probabilidad Lineal.....	45



5.5.3.	Regresión Logística.....	45
5.5.4.	Modelos Probit.....	46
5.5.5.	Árbol de Decisiones.....	46
5.5.6.	Programación Lineal.....	47
5.5.7.	Redes Neuronales.....	47
5.5.8.	Ventajas y Desventajas de los Modelos de Credit Scoring	48
5.6.	REVISIÓN DE LA LITERATURA	50
6.	DISEÑO METODOLÓGICO	55
6.1.	DESCRIPCIÓN DEL ORIGEN DE LA INFORMACIÓN.....	56
6.1.1.	Pasos A Seguir En La Concesión De Un Microcrédito.....	56
6.1.2.	La Base de Datos	59
6.2.	ESPECIFICACIÓN DEL MODELO	60
6.3.	DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES	61
6.3.1.	La Variable Dependiente	61
6.3.2.	Variables Explicativas.....	63
7.	DESARROLLO DEL PROYECTO	65
7.1.	DIAGNÓSTICO Y EVALUACIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS	65
7.1.1.	Etapa 1: Recepción De Documentos Y Evaluación Del Expediente...65	
7.1.2.	Etapa 2: Evaluación De Garantías.....	75
7.1.3.	Etapa 3: Aprobación	76
7.1.4.	Etapa 4: Impacto Del Ciclo Económico.....	79
7.2.	ANÁLISIS DEL PERFIL DE RIESGO	81
7.3.	ESTIMACIÓN DEL MODELO	82
8.	RESULTADOS	87
9.	CONCLUSIONES.....	91
10.	RECOMENDACIONES	92
11.	BIBLIOGRAFÍA	93
12.	ANEXOS.....	97
A.	ANÁLISIS DE CORRELACIONES BIVARIADAS.....	97
B.	ESTIMACIÓN DEL MODELO (PROCESO)	100
C.	VALIDACIÓN DEL MODELO – POSESTIMACIÓN	104
D.	INFORMACIÓN DE CRÉDITO – COOPERATIVA “JARDIN AZUAYO” ..	108
E.	PROTOCOLO DE INVESTIGACIÓN.....	109



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Comparativa Cooperativas vs Bancos 1999-2001 (Millones de Dólares)	15
Tabla 2: Segmentación de las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario	21
Tabla 3: Ranking de las Instituciones Financieras del Segmento 1 de la EPS (2017)	21
Tabla 4: Comparativa Índices de Morosidad 2010-2017	25
Tabla 5: Índices de Morosidad COAC Jardín Azuayo 2010-2017	27
Tabla 6: Ventajas y Desventajas - Técnicas Paramétricas vs No Paramétricas.....	49
Tabla 7: Metodologías aplicadas en el análisis del riesgo en microfinanzas	51
Tabla 8: Etapas en el Análisis y Aprobación de una operación crediticia....	58
Tabla 9: Información sobre el número de operaciones consideradas para el modelo	59
Tabla 10: <i>Criterios de Calificación de Riesgo en base a la Morosidad</i>	62
Tabla 11: Variables Explicativas consideradas para el cálculo del Modelo .	63
Tabla 12: Variables Introducidas a partir de la Información Básica del socio	82
Tabla 13: Variables Introducidas a partir de la Inspección y Análisis del Entorno del Negocio	83
Tabla 14: Variables Introducidas a partir del Análisis Financiero	83
Tabla 15: Variables Introducidas a partir del Análisis de Garantías	84
Tabla 16: Variables Introducidas a partir de la etapa de Aprobación	85
Tabla 17: Variables Introducidas a partir del Análisis de Variables Macroeconómicas.....	86
Tabla 18: Variables Consideradas en el Modelo Final	87
Tabla 19: Interpretación de Resultados en base a Efectos Marginales.....	88
Tabla 20: Probabilidad de caer en mora por parte de socio que cumple con perfil de riesgo	90



ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1: Tasa de Crecimiento del Activos del SFN 2010-2017.....	16
Ilustración 2: Tasa de Crecimiento en Colocaciones 2010-2017 - Cooperativas vs Bancos	17
Ilustración 3: Formas de Organización dentro de le Economía Popular y Solidaria.....	20
Ilustración 4: Comparativa Segmentación de Cartera 2010-2017	24
Ilustración 5: Evolución de Activos COAC Jardín Azuayo 2010-2017	26
Ilustración 6: Composición de la Cartera de Créditos Jardín Azuayo 2010- 2017	27
Ilustración 7: <i>Estructura del Sistema Financiero Ecuatoriano</i>	35
Ilustración 8: Segmentación de la Cartera de Crédito de las Entidades del Sistema Financiero Nacional	39
Ilustración 9: Proceso de Concesión de una operación crediticia	57
Ilustración 10: Comportamiento de la Variable Sexo Vs Variable Dependiente.....	66
Ilustración 11: Comportamiento de la Variable Estado Civil Vs Variable Dependiente.....	67
Ilustración 12: Comportamiento de la Variable Cargas Vs Variable Dependiente.....	68
Ilustración 13: Comportamiento de la Variable Destino Vs Variable Dependiente.....	70
Ilustración 14: Comportamiento de la Variable Zona Vs Variable Dependiente.....	72
Ilustración 15: Comportamiento de la Variable Garantías Vs Variable Dependiente.....	76



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio
Institucional

Xavier Fernando Alvarado Tigre, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación **"Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la COAC "Jardín Azuayo" para la cartera colocada en el año 2014"**, de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, abril de 2019

Xavier Fernando Alvarado Tigre

C.I: 0105702443



Cláusula de Propiedad Intelectual

Xavier Fernando Alvarado Tigre, autor del trabajo de titulación **“Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la COAC “Jardín Azuayo” para la cartera colocada en el año 2014”**, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, abril de 2019

Xavier Fernando Alvarado Tigre

C.I: 0105702443



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio
Institucional

Diego Vicente Vivar Ramón, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación **“Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la COAC “Jardín Azuayo” para la cartera colocada en el año 2014”**, de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, abril de 2019

Diego Vicente Vivar Ramón

C.I: 0105483101



Cláusula de Propiedad Intelectual

Diego Vicente Vivar Ramón, autor del trabajo de titulación **“Modelo alternativo para la medición de riesgo micro-crediticio en la COAC “Jardín Azuayo” para la cartera colocada en el año 2014”**, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, abril de 2019

Diego Vicente Vivar Ramón

C.I: 0105483101



AGRADECIMIENTO

Agradecemos a Dios que nos ha brindado la fuerza para seguir adelante, a nuestras familias que siempre nos brindaron su apoyo para cumplir con éxito esta meta.

También agradecemos de manera especial a la Econ. Catalina Rivera quien con su sabiduría y experiencia nos ha guiado de la mejor manera para el desarrollo del presente trabajo.

A la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” quien nos brindó la información y apertura necesaria para llevar cabo este estudio, y a todas las personas que de una forma u otra nos ayudaron a concluir este proyecto.

Diego & Fernando



DEDICATORIA

Ante todo a Dios por su gracia de permitirme llegar a este importante momento en mi vida.

A mis padres y mi familia quienes me han apoyado y son parte fundamental en el éxito conseguido.

Diego

Dedico este proyecto en primer lugar y ante todo a Dios, quien me ha permitido llegar a este importante momento en mi vida.

A mis queridas madres Rosa y Leonor quienes con su esfuerzo y amor invaluable guiaron mi camino para llegar a ser la persona que soy hoy, gracias por orientarme y hacer de mí siempre una persona de bien. A mi hermano por su apoyo incondicional.

Para Elizabeth, una persona muy especial para mí, quien siempre confía y me apoya en cada momento de mi vida. A todos mis amigos quienes fueron parte de este camino y gran experiencia que es la Universidad.

Fernando



1. INTRODUCCIÓN

Indudablemente el sector Cooperativista es de gran importancia para la economía ecuatoriana debido a que facilita la canalización de recursos financieros con lo cual los socios pueden acceder a diferentes servicios, partiendo desde el ahorro hasta el acceso a créditos, razón por la cual las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC's) tienen gran repercusión en el ámbito crediticio del país, pues han hecho posible que los segmentos menos favorecidos tengan una mayor facilidad de obtener un préstamo, esto como consecuencia de su evidente flexibilidad en cuanto a requisitos y costos comparado con la banca tradicional.

Según información presentada por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) se puede determinar que los créditos otorgados por las Cooperativas de Ahorro y Crédito vienen creciendo constantemente. Por tal motivo la presente investigación busca colaborar en el desarrollo de una herramienta que permita a la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” mejorar la gestión del riesgo crediticio y así reducir la morosidad, debido a que al ser una de las cooperativas más grandes del Ecuador, es importante analizar el comportamiento de su cartera de créditos,

En la actualidad gran parte de las entidades financieras alrededor del mundo han creado sus propios modelos para el análisis de créditos; sin embargo, la cooperativa de ahorro y crédito “Jardín Azuayo” maneja un modelo de medición de créditos general para las diferentes cooperativas y ciertas entidades financieras dentro del país, por ello en este proyecto se propone desarrollar una metodología de análisis alternativa a la estándar para la construcción de un modelo de Credit Scoring para la cartera de Microcréditos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo”.

Analizar las características y las variables que determinan la probabilidad de impago de un crédito es trascendental para la Cooperativa, ya que así se puede identificar cuáles son los factores más relevantes en los socios, para otorgar créditos reduciendo la posibilidad de caer en mora y por consiguiente seguir creciendo dentro del sector financiero.



Según la literatura existen varias metodologías aplicables para el análisis de riesgo crediticio, siendo los modelos de probabilidad logística los más usados debido a sus propiedades estadísticas y permiten de manera adicional calcular la probabilidad de ocurrencia de cierto evento, en nuestro caso estimar la probabilidad de que una operación de crédito caiga en mora.

Este proyecto integrador se presenta de la siguiente manera. El primer capítulo hace referencia a la introducción al tema de investigación, posteriormente se establece la justificación del proyecto, el planteamiento del problema y de los objetivos. Luego se presenta el marco teórico en el que se fundamenta la investigación conjuntamente con el diseño metodológico y el desarrollo del proyecto. Finalmente se presentan los resultados y se plantean las respectivas conclusiones y recomendaciones.

2. JUSTIFICACIÓN

El Sistema Financiero Ecuatoriano ha sobrellevado grandes cambios económicos a lo largo del tiempo. En el año de 1999 soportó una de las crisis más representativas de la historia que finalizó con el feriado bancario, este mal momento trajo consigo el incremento de las tasas de interés, el congelamiento de los depósitos, fugas de capital, una gran depreciación de la moneda y derivado de la misma la quiebra de un gran número de instituciones financieras.

A raíz de esta grave crisis y con la dolarización¹ como resultado de la misma, fueron las Cooperativas de Ahorro y Crédito ecuatorianas quienes evolucionaron considerablemente y se afianzaron como un segmento solvente y estable dentro del Sistema Financiero Nacional. Antes de la crisis este grupo de instituciones no tenían mayor presencia en el mercado financiero, ya que las mismas eran vistas como entidades que solo tenían en cuenta a las personas con bajos recursos, a partir del año 2000 estas instituciones generaron un alto nivel de confianza dentro del público en general (Véase *Tabla 1*), ya que mediante sus servicios se incrementaron las actividades de emprendimiento y desarrollo empresarial, que fueron fundamentales para recuperar la estabilidad de una debilitada economía pos dolarización.

Tabla 1: Comparativa Cooperativas vs Bancos 1999-2001 (Millones de Dólares)

	dic-99	dic-00	% Variación	dic-01	% Variación
Captaciones					
Cooperativas de Ahorro y Crédito	35,2	61,2	73,9%	118,9	94,3%
Bancos	2632,1	2807,7	6,7%	3226,3	14,9%
Préstamos					
Cooperativas de Ahorro y Crédito	38,6	66,7	72,8%	124,5	86,7%
Bancos	2375,3	1859	-21,7%	2080,1	11,9%

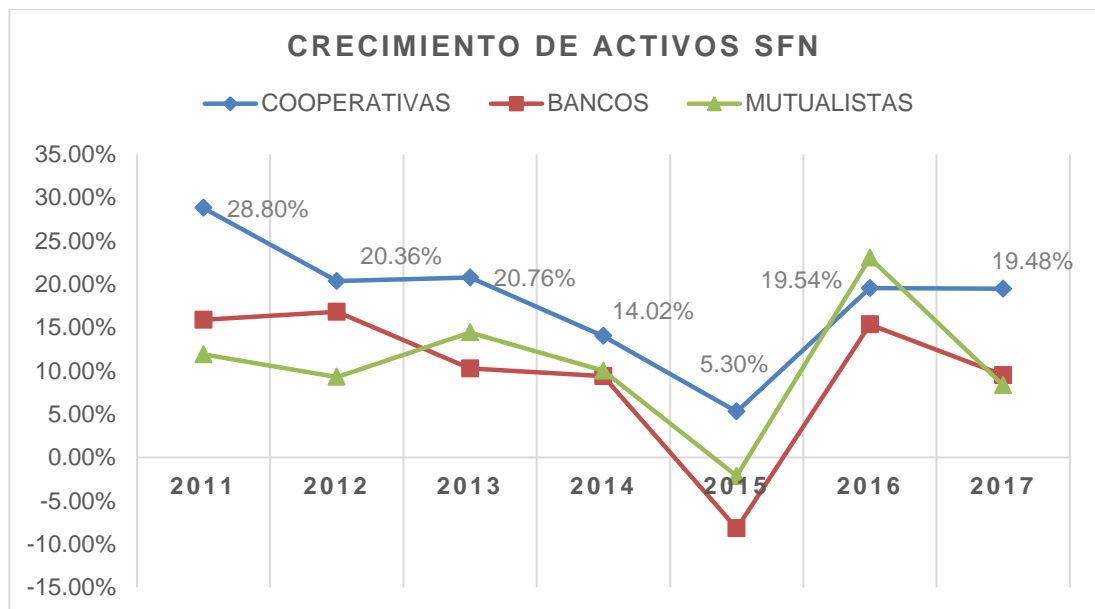
Elaboración: Los autores

Fuente: Superintendencia de Bancos

¹ Ecuador adoptó el dólar de Estados Unidos como moneda oficial en el año 2000, con un tipo de cambio de 25.000 Sucres por cada unidad de dólar americano.

La confianza generada por este segmento del Sistema Financiero Nacional (SFN) no solo ha sido momentánea, sino que a la fecha sigue teniendo el mismo impacto y un nivel de crecimiento que está por encima de otros tipos de instituciones. Como se observa en la gráfica a continuación (Véase *Ilustración 1*) el crecimiento en cuanto a Activos se refiere se encuentra claramente marcado por una superioridad del segmento Cooperativista, siendo dicho segmento el único que en los últimos años ha experimentado incrementos positivos, inclusive en temporadas donde el SFN en general presentó cifras negativas, esto nos brinda una referencia de lo estable y solvente que pueden llegar a ser este tipo de Instituciones.

Ilustración 1: Tasa de Crecimiento del Activos del SFN 2010-2017

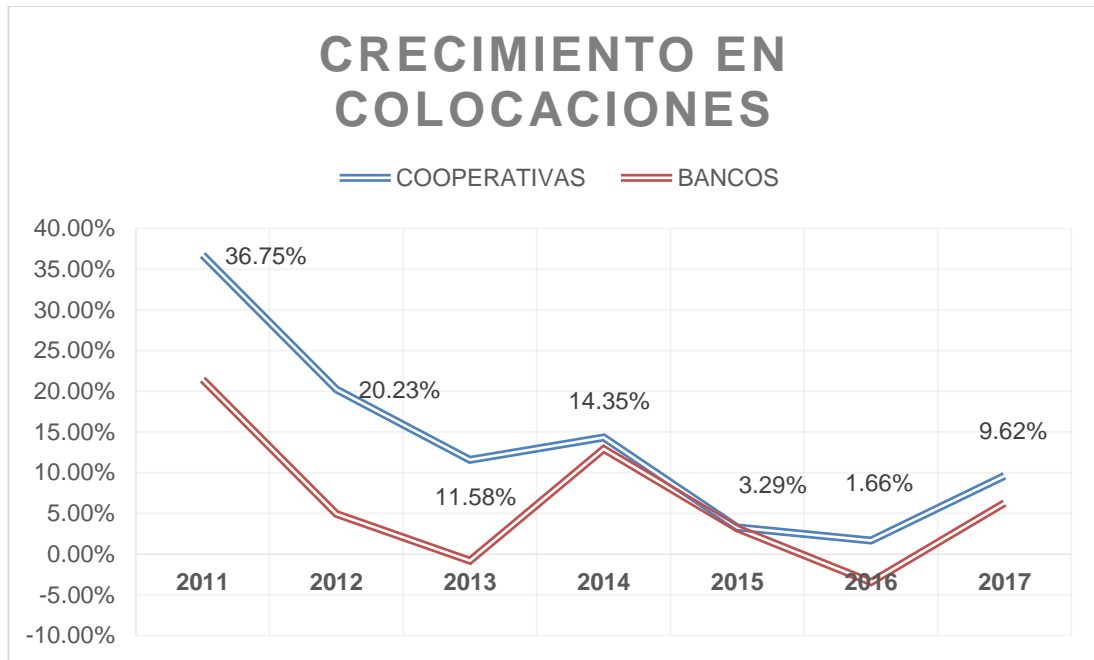


Elaboración: Los autores

Fuente: Superintendencia de Bancos y Superintendencia de Economía Popular y Solidaria

En cuanto a las colocaciones se refiere, de igual manera no pasa desapercibido el hecho de que en los últimos años en comparación al SFN el sector Cooperativista se encuentra a la cabeza en relación al crecimiento de su cartera de créditos, tal y como se observa en el grafico siguiente (Véase *Ilustración 2*). Si bien por nivel, las Cooperativas todavía se encuentran por debajo del sector Bancario, el porcentaje de crecimiento ha sido constante y cada vez gana más espacio dentro del mercado financiero, esto debido en gran parte a la flexibilidad de requisitos que estas Instituciones solicitan al momento de otorgar una operación crediticia.

Ilustración 2: Tasa de Crecimiento en Colocaciones 2010-2017 - Cooperativas vs Bancos



Elaboración: Los autores

Fuente: Superintendencia de Bancos y Superintendencia de Economía Popular y Solidaria

Debido a la relevancia que tiene este sector dentro del Sistema Financiero Nacional, realizar una investigación sobre el riesgo de impago de las operaciones de crédito que pueden tener este tipo de instituciones resulta importante y aporta información a un campo de estudio que no ha sido demasiado explorado. Tal y como lo describe (Rayo, Lara, & Camino, 2010) en comparación a los estudios e investigaciones especializadas en el sector Bancario, la literatura existente alrededor del sector Cooperativo es realmente escasa, ya que las limitaciones en cuanto al manejo de datos y sistemas de control de riesgo no se encuentran altamente desarrollados para este tipo de instituciones.

Por este motivo se plantea un Proyecto que permita estimar un modelo de *Credit Scoring* para la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” para las operaciones del Segmento de Microcréditos colocadas en el periodo 2014, esto con el fin de determinar el impacto de ciertas características de los socios en el pago o no pago de una operación de crédito, además de generar un perfil de riesgo que contribuya a disminuir los índices de morosidad.



Universidad de Cuenca

El poder determinar las características de riesgo de los socios es un factor decisivo para a futuro mejorar la calidad de colocaciones y disminuir la mora existente, todo esto como base de un proceso eficiente que permita a la Cooperativa alcanzar niveles de crecimiento económico a largo plazo con solvencia financiera.



3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

3.1. EL COOPERATIVISMO EN EL ECUADOR

El cooperativismo en el Ecuador se regula como tal a partir del año de 1937 cuando se decreta la primera ley de cooperativas, la cual estaba enfocada principalmente en el mejoramiento económico de dichos sectores. En un principio la ayuda financiera que se recibió por parte de Estado era extensa, sin embargo el cooperativismo no tuvo la acogida necesaria ya que el gobierno que lo impulsaba solo era de turno. Dentro del Ecuador, el brote o crecimiento de las Cooperativas de carácter financiero se dio en la época del *boom* petrolero, en donde cada cooperativa existente se pudo expandir y multiplicar sus socios.

Con estos acontecimientos las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC's) empezaron a tener presencia dentro de la estructura del Sistema Financiero. La aparición y fuerte crecimiento de este segmento en el Ecuador se dio gracias a la falta de instituciones que otorguen créditos a las personas de bajos recursos. En 1994, y con la intervención de la Junta Monetaria, las Cooperativas entrarían en una fase de regulación con respecto a las leyes en las cuales se fundamentaban, dejando aún lado el principio de solidaridad y sus políticas institucionales.

De esta manera dichas entidades financieras pasaron a ser controladas por la Superintendencia de Bancos, la misma que no distinguía la naturaleza de las COAC'S que se enfocaba en la sociedad de personas y que les aplicaba las mismas leyes que regían en los Bancos privados. Este control se daría por muchos años, y se vería modificado en 2008 con la nueva constitución de Montecristi, misma que determina en su Art. 309 la segmentación del SFN incluyendo en esta al sector popular y solidario. En el año 2012 mediante decreto se crea la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), este ente pasaría a regular todo lo relacionado al mencionado sector económico, incluyendo actividades financieras y reales.

3.1.1. La Economía Popular y Solidaria

Con la puesta en marcha de la Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria, se estableció que esta forma de organización económica estará conformada por sectores financieros y no financieros; dentro de los cuales están incluidas las asociaciones, cooperativas, mutualistas y organizaciones comunitarias como se lo puede apreciar en la siguiente gráfica (Véase *Ilustración 3*).

Ilustración 3: Formas de Organización dentro de la Economía Popular y Solidaria



Elaboración: Los autores

Fuente: Superintendencia Economía Popular y Solidaria

En cuanto al sector financiero se refiere, la Junta de Política y Regulación Monetaria en pleno uso de atribuciones el 23 de Febrero de 2015 expidió la resolución Nro. 038-2015-F la cual establece la “*NORMA PARA LA SEGMENTACIÓN DE LAS ENTIDADES DEL SECTOR FINANCIERO POPULAR Y SOLIDARIO*” misma que acorde a su Art. 1 segmenta a las diferentes instituciones acorde al volumen de sus Activos de la siguiente manera. (Véase *Tabla 2*)



Tabla 2: Segmentación de las Entidades del Sector Financiero Popular y Solidario

Segmento	ACTIVOS (USD)
1	Mayor a \$80'000.000
2	Mayor a \$20'000.000 hasta 80'000.000
3	Mayor a \$5'000.000 hasta 20'000.000
4	Mayor a \$1'000.000 hasta 5'000.000
5	Hasta 1'000.000 y Cajas de Ahorro, Bancos Comunales y Cajas Comunales

Elaboración: Los autores

Fuente: Superintendencia Economía Popular y Solidaria (Resolución Nro. 038-2015-F)

Para finales del año 2017 son 25 Cooperativas de Ahorro y Crédito más la Caja Central FINANCOOP quienes conforman el Segmento 1 del Sistema Financiero Popular y Solidario del Ecuador (Véase Tabla 3).

Tabla 3: Ranking de las Instituciones Financieras del Segmento 1 de la EPS (2017)

ENTIDAD	ACTIVOS (USD)
1 JUVENTUD ECUATORIANA PROGRESISTA LTDA	\$ 1.543.382.500,04
2 JARDIN AZUAYO LTDA	\$ 765.797.195,21
3 POLICIA NACIONAL LTDA	\$ 689.614.432,86
4 COOPROGRESO LTDA	\$ 427.848.654,66
5 29 DE OCTUBRE LTDA	\$ 427.334.478,18
6 OSCUS LTDA	\$ 329.884.216,86
7 SAN FRANCISCO LTDA	\$ 309.340.274,29
8 RIOBAMBA LTDA	\$ 287.231.966,56
9 VICENTINA MANUEL ESTEBAN GODOY ORTEGA LTDA	\$ 271.007.310,48
10 DE LA PEQUEÑA EMPRESA DE COTOPAXI LTDA	\$ 258.297.485,10
11 CAJA CENTRAL FINANCOOP	\$ 256.512.430,35
12 ALIANZA DEL VALLE LTDA	\$ 244.238.162,43
13 ANDALUCIA LTDA	\$ 225.629.704,88
14 MUSHUC RUNA LTDA	\$ 193.714.308,56
15 DE LA PEQUEÑA EMPRESA BIBLIAN LTDA	\$ 188.962.090,48
16 ATUNTAQUI LTDA	\$ 172.569.686,12
17 EL SAGRARIO LTDA	\$ 161.381.854,00
18 TULCAN LTDA	\$ 160.412.369,02
19 PABLO MUÑOZ VEGA LTDA	\$ 145.030.303,87
20 CAMARA DE COMERCIO DE AMBATO LTDA	\$ 143.416.261,11
21 23 DE JULIO LTDA	\$ 138.284.615,88
22 SAN JOSE LTDA	\$ 137.274.164,84
23 DE LOS SERVIDORES PUBLICOS DEL MINISTERIO DE EDUCACION Y CULTURA	\$ 128.933.489,35
24 DE LA PEQUEÑA EMPRESA DE PASTAZA LTDA	\$ 111.773.517,22
25 SANTA ROSA LTDA	\$ 108.896.395,62
26 PILAHUIN TIO LTDA	\$ 108.517.172,41
Total general	\$ 7.935.285.040,38

Elaboración: Los autores

Fuente: Superintendencia Economía Popular y Solidaria



Dentro de este Segmento la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” ocupa el segundo lugar en cuanto a nivel de Activos se refiere con más de \$765 millones de dólares, lo que la convierte en una de las Cooperativas más grandes del país.

A continuación se presenta un breve análisis y comparativa de los niveles de colocación e indicadores financieros para los periodos 2010-2017 entre la COAC “Jardín Azuayo” y el Sistema Financiero Popular y Solidario en general, esto con el fin de conocer el entorno y generar una idea más clara sobre la importancia de la Cooperativa dentro del sector y la composición de su cartera con el fin de determinar la problemática existente para justificar el motivo de la presente investigación.

3.2. ANÁLISIS DEL SECTOR COOPERATIVO (PERIODO 2010-2017)

En base a la información presentada a la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria sobre los estados financieros de cada institución, se puede obtener una gran cantidad de datos que nos permita analizar el desempeño de las Cooperativas de Ahorro y Crédito y que nos permita vislumbrar *a posteriori* el problema existente.

Para el año 2010 el sector cooperativista estuvo conformado por 37 instituciones más la Caja Central FINANCOOP (todas estas aún bajo el control de la Superintendencia de Bancos y Seguros²) las cuales alcanzaron un nivel de Activos aproximado de \$2.509 millones de dólares. Para los años 2011 y 2012 el número de Cooperativas subió a 39 adicional a la Caja Central FINANCOOP las mismas que alcanzaron para el último periodo mencionado un valor por concepto de Activos de \$3.232 millones.

A partir del año 2013 las Cooperativas de Ahorro y Crédito pasaron al Control de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, y en el periodo 2014 entró en vigencia el Código Orgánico Monetario y Financiero y con este, cambios normativos importantes en el segmento. De esta forma el

² Las instituciones se encontraban segmentadas acorde a la denominación de 1er y 2do piso.



último periodo en mención concluye con 38 entidades financieras y con una tendencia creciente invariante en cuanto activos se refiere con \$5.276 millones.

Finalmente en el año 2015 (y vigente hasta la fecha), mediante la emisión de la Resolución Nro. 038-2015-F se estableció una nueva segmentación para las entidades financieras que forman parte del sector popular y solidario en base al nivel de activos que presentan, de esta forma el año 2017 cerró con 26 instituciones formando parte del segmento nro. 1 y con Activos superiores a los \$7.935 millones de dólares como ya se detalló en el acápite anterior. Como se puede notar, el impacto de este segmento ha sido considerable, ya que en el periodo 2010-2017 acorde a las cifras detalladas, el crecimiento de los Activos del sector Cooperativo es superior al 200%.

3.2.1. ANÁLISIS DE ACTIVOS DEL SFN: CARTERA DE CRÉDITOS

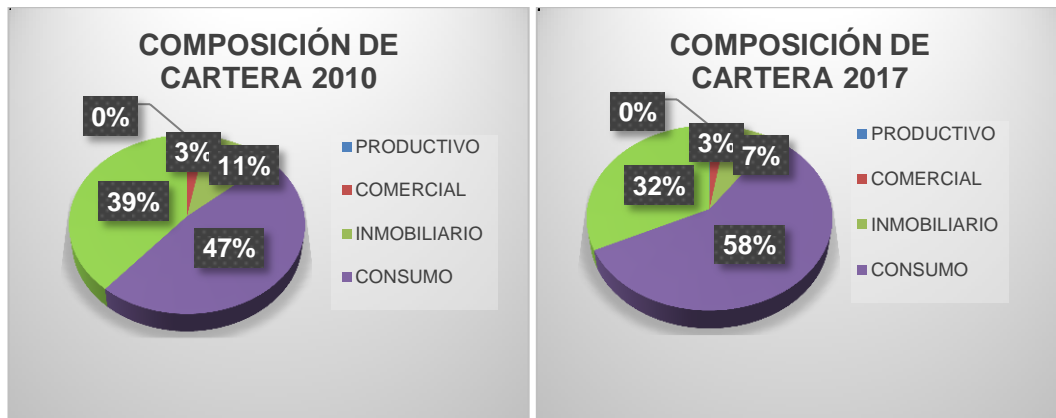
La cuenta más representativa dentro de los Activos corresponde a la Cartera de Créditos, misma que tiene un peso en promedio de más del 70% del total y está formada por el saldo de las operaciones de financiamiento efectivamente entregadas a los socios/clientes.

Acorde a la normativa vigente para la segmentación de cartera de crédito³ vamos a definir a cinco grandes grupos que se manejan en el sector popular y solidario que son: Crédito Productivo, Crédito Comercial, Crédito Inmobiliario, Microcrédito y Consumo⁴.

³ Resolución No. 043-2015-F – Normas que regulan la segmentación de la cartera de crédito de las entidades del sistema financiero nacional (Reforma 2018)

⁴ Se agrupa en dichos segmentos para resumir el análisis, sin embargo de manera global y acorde a la normativa los segmentos de crédito vigentes para el SFN son: Productivo, Comercial Ordinario, Comercial Prioritario, Consumo Ordinario, Consumo Prioritario, Educativo, Vivienda de Interés Público, Inmobiliario, Microcrédito e Inversión Pública.

Ilustración 4: Comparativa Segmentación de Cartera 2010-2017



Elaboración: Los autores

Fuente: SEPS – Boletines Financieros Consolidados 2010 - 2017

En base a la información obtenida de la SEPS la composición de la cartera de créditos en los últimos periodos no ha sufrido considerables variaciones y se mantiene con una tendencia similar, en donde las líneas de Consumo y Microcrédito abarcan en promedio cerca del 90% del total de las operaciones colocadas y vigentes, tanto para el año 2010 como para el periodo 2017 y siendo la línea de créditos Productivos la menos representativa dentro del sector popular y solidario (*Véase Ilustración 4*).

A partir de la información anterior resulta muy importante conocer la calidad de la cartera colocada sobre todo en las líneas de crédito de mayor impacto, esto nos permitirá generar una idea más clara sobre el problema de riesgo a tratarse en el presente proyecto.

3.2.2. ANÁLISIS DE LA CARTERA DE CRÉDITOS DEL SFN: ÍNDICES DE MOROSIDAD

Como ya se detalló con anterioridad la cartera de créditos del sector popular y solidario está compuesta por las siguientes líneas de crédito: Productivo, Comercial, Inmobiliario, Consumo y Microcrédito; de las cuales ya se observó que las de mayor impacto son las carteras de Consumo y Microcréditos.



En base de lo hasta ahora expuesto, el siguiente paso es analizar la calidad de la cartera colocada y para eso vamos a basarnos en el Índice de Morosidad⁵ para cada una de los segmentos de crédito (Véase Tabla 4).

Tabla 4: Comparativa Índices de Morosidad 2010-2017

ÍNDICES DE MOROSIDAD/ /LÍNEA DE CRÉDITO	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
PRODUCTIVO	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	11,17%
COMERCIAL	1,83%	2,23%	4,20%	10,96%	11,93%	3,38%	6,97%	3,77%
INMOBILIARIO	1,98%	1,59%	1,87%	2,49%	2,38%	2,29%	2,87%	1,78%
MICROCRÉDITO	4,18%	4,15%	5,22%	6,64%	6,45%	7,36%	7,92%	6,68%
CONSUMO	2,48%	2,45%	3,42%	3,78%	3,84%	4,46%	4,14%	3,12%

Elaboración: Los autores

Fuente: SEPS – Boletines Financieros Consolidados 2010 - 2017

Como se puede observar para las carteras de menor impacto (Comercial, Productivo e Inmobiliario) la tendencia del porcentaje de morosidad en referencia a la cartera colocada se mantiene constante, con la salvedad de los años 2013-2014 para el crédito Comercial que experimentó un gran deterioro, posteriormente la tendencia se vuelve a nivelar para todos los segmentos a partir del año 2015 que coincide con periodos de estabilidad en la economía nacional.

En cuanto a las carteras de mayor impacto podemos determinar una tendencia estable pero con un porcentaje elevado de mora sobre todo para la línea de Microcréditos que promedia aproximadamente el 6% de vencimientos sobre su cartera colocada, teniendo en cuenta que dicha línea representa más del 30% del total de operaciones concedidas.

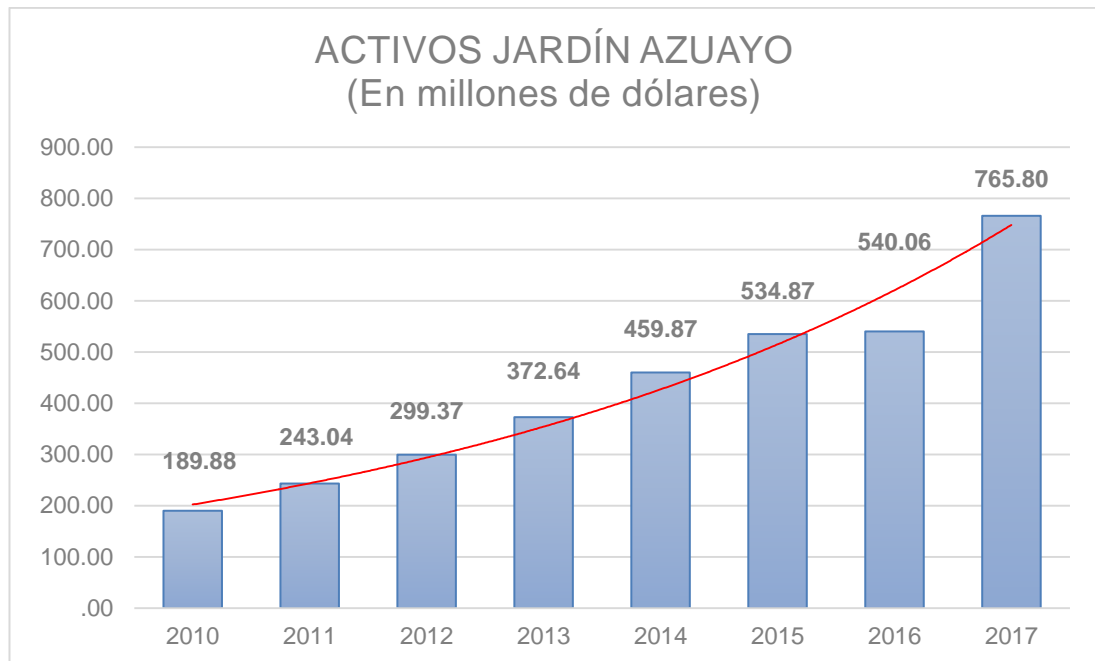
3.3. ANÁLISIS DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO “JARDIN AZUAYO” (2010-2017)

En base a la información obtenida de los estados financieros presentados a la SEPS se analiza las cuentas más relevantes, entre las que destacan los Activos. Siendo parte del segmento No. 1 de las entidades financieras del sector popular y solidario, la COAC Jardín Azuayo es la segunda institución más grande en cuanto a los activos se refiere. En los últimos años ha

⁵ Representa el cociente entre los montos de los créditos vencidos o en mora con respecto al total de la cartera colocada.

presentado un considerable y constante crecimiento en esta cuenta, pasando de los \$189 millones en el año 2010 a los \$765 millones en 2017 lo que representa un crecimiento aproximado del 300% en tan solo 7 años. (Véase Ilustración 5).

Ilustración 5: Evolución de Activos COAC Jardín Azuayo 2010-2017



Elaboración: Los autores

Fuente: SEPS – Boletines Financieros Consolidados 2010 - 2017

Dentro de esta gran cuenta (al igual que lo analizado para el sector cooperativo en general), gran parte de la estructura de los Activos corresponde a la Cartera de Créditos. En el caso de la COAC Jardín Azuayo, dicha cartera se encuentra conformada por las operaciones de financiamiento otorgadas para las líneas de Consumo, Comercial y Microcréditos desde el periodo 2010, incluyéndose en los últimos años también la línea Inmobiliaria⁶.

⁶ Véase Anexo D – Información Crediticia COAC Jardín Azuayo

Ilustración 6: Composición de la Cartera de Créditos Jardín Azuayo 2010-2017



Elaboración: Los autores

Fuente: SEPS – Boletines Financieros Consolidados 2010 - 2017

Como se puede observar (*Véase Ilustración 6*), las carteras de mayor impacto son las correspondientes a operaciones de Consumo y los Microcréditos que representan en conjunto más del 95% del total de créditos concedidos, destacando de manera puntual a estos últimos ya que es el segmento de crédito que presenta un mayor crecimiento con respecto a los demás.

En cuanto a la calidad de la cartera colocada, podemos mencionar que para los últimos años la COAC Jardín Azuayo en promedio, presenta niveles de morosidad estables para las diferentes líneas de crédito, destacándose como la cartera más deteriorada, la correspondiente a los Microcréditos con un índice de morosidad superior al 4% en promedio de los últimos periodos (*Véase Tabla 5*).

Tabla 5: Índices de Morosidad COAC Jardín Azuayo 2010-2017

ÍNDICES DE MOROSIDAD/ LÍNEA DE CRÉDITO	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
COMERCIAL	0,00%	0,00%	22,25%	1,89%	2,45%	12,18%	8,59%	4,09%
INMOBILIARIO	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
MICROCRÉDITO	6,04%	5,15%	5,29%	6,72%	4,01%	4,42%	4,56%	4,63%
CONSUMO	3,56%	3,52%	4,71%	4,79%	3,69%	3,86%	2,78%	2,60%

Elaboración: Los autores

Fuente: SEPS – Boletines Financieros Consolidados 2010 - 2017

En base a la información hasta aquí presentada se puede empezar a determinar características importantes tanto en el Sector Cooperativista en general, como en la COAC Jardín Azuayo, que nos permita vislumbrar una



problemática latente en este sector. La descripción del problema se desglosa más a detalle en el siguiente numeral.

3.4. DESCRIPCIÓN DE LA PROBLEMÁTICA

Luego de haber realizado un análisis descriptivo tanto del Sistema Cooperativista en general, así como de la COAC Jardín Azuayo en específico, podemos resaltar lo siguiente: Una de los segmentos de crédito con mayor impacto dentro de la cartera total son los Microcréditos, estos representan más del 30% si nos referimos al Sistema y bordea el 25% si hablamos de la Cooperativa como tal. Sin embargo también se pudo observar que dicha cartera es la que menos calidad presenta en cuanto a colocación de fondos se refiere ya que presenta un índice de morosidad que promedia el 6,5% en el Sistema y dentro de la Cooperativa es cercano al 5%.

Con estos antecedentes podemos determinar la existencia de un considerable riesgo latente para este tipo de operaciones, por lo tanto el presente proyecto se va a encaminar al análisis más a fondo de esta cartera de crédito para tratar de determinar las posibles causas del alto nivel de deterioro en la misma.

Hasta el momento nos hemos referido de manera muy superficial a este segmento de crédito pero en realidad ¿Cuál es la definición de un microcrédito?, según el glosario de términos financieros de la Superintendencia de Bancos del Ecuador, un microcrédito se define como todo préstamo concedido y destinado a financiar actividades en pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades.

En el Ecuador la sección de las microfinanzas⁷ está conformada por diferentes instituciones que conforman el Sistema Financiero, las mismas

⁷ Microfinanzas es un término que se utiliza para definir a la prestación de servicios financieros a personas cuyo acceso a los servicios de la banca tradicional es limitado en base a su condición socioeconómica.



que están reguladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS) y por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS).

A partir de la época de los años 80's dentro del Ecuador se empieza a desarrollar el microcrédito en donde el gobierno y los bancos privados tuvieron gran influencia. Es muy importante recalcar que fue la banca privada quien introdujo el microcrédito en el Ecuador, pudiendo citar que "Desde 1978, el Banco del Pacífico ofreció una línea de crédito dirigida al sector de las MYPES, a través del programa de desarrollo de la comunidad. Otro banco que maneja programas de microfinanzas fue el Banco la Previsora [...]"⁸ (Ámsterdam, 2002)

El auge del Microcrédito dentro del Ecuador se da partir de los años 90's cuando aparece el Banco Solidario el cual tenía como eje principal los servicios de Microfinanzas, los cuales eran dirigidos hacia personas naturales, muchos inversionistas y una que otra ONG. Cabe resaltar que en esa época muchas instituciones privadas contaban con avanzada tecnología y una buena metodología para aquella época.

Las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC'S) si bien es cierto no tenían gran influencia dentro del sistema financiero para esa época, desempeñaron un papel importante al momento de ofrecer microcréditos. Es así que poco después de la "Crisis Bancaria" que se generó en 1999 muchos de los ecuatorianos trasladaron su confianza hacia estas entidades. Este suceso fue fundamental ya que a partir de esto se empezaron a crear nuevas cooperativas en el que su eje principal era promover las microfinanzas.

Según reportes de la SBS en el periodo comprendido entre 2002-2005 se dio un gran incremento en la cartera de las microcréditos, llegando a un punto en el que las colocaciones de microcréditos crecieron hasta 15 veces más en ese periodo. En aquel periodo de auge todas aquellas instituciones que se enfocaron en las microfinanzas empezaron a ofrecer más servicios adicionales al otorgamiento de un crédito como fueron los ahorros seguros,

⁸ Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Universidad Libre de Ámsterdam, Informe Anual 2002, San José, 2002.



más facilidades de pago, algunos de incentivos como capacitaciones, desarrollo de emprendimientos y también se movieron en el ámbito de la salud, “Las instituciones que se han dedicado a las microfinanzas en Ecuador descubrieron un nicho con inmensas potencialidades de desarrollo, una excelente cultura de pago y con la posibilidad de enfrentar altas tasas de interés, ya que la alternativa de endeudarse en el mercado informal resulta aún mucho más onerosa” (Banco Interamericano de Desarrollo en el Ecuador 2006, 22)

El crecimiento de la cartera de microcrédito se debió a diversas causas, algunas de ellas se detallan a continuación:

- ❖ Se ha dado un incremento en los montos de microcréditos a otorgar.
- ❖ Muchas de las instituciones financieras sobre todas las Cooperativas de ahorro y crédito ajustaron sus políticas para el otorgamiento de microcréditos enfocándose sobre todo en socios con bajas posibilidades.
- ❖ Las instituciones financieras se modernizaron adquiriendo mejor tecnología y nuevas metodologías lo cual agilito el trámite de los microcréditos.
- ❖ A partir de la “Crisis Bancaria” y con la gran acogida que tuvieron las COAC’S por parte del público, se incrementaron las instituciones que ofrecían microcréditos.
- ❖ El gobierno de turno que en sus principios apoyaba a los microempresarios.
- ❖ Mucha de la población que estaba sumergida en el subempleo opto por ponerse su propino negocio, lo cual incentivo al crecimiento de las microempresas.

Sin embargo el constante incremento que tuvieron las instituciones en la colocación de microcréditos, trajo consigo un crecimiento de la morosidad por parte de los clientes. Existieron muchos elementos que provocaron el incremento de la morosidad dentro de las instituciones financieras, algunos de ellos se detallan a continuación:



- ❖ Dentro de las instituciones de microfinanzas, muchos de los oficiales de venta o llamados también asesores de crédito tienen una capacitación casi nula con respecto a la concesión de microcréditos.
- ❖ Un gran número de socios o clientes que son microempresarios no poseen cultura financiera.
- ❖ Gran parte de las instituciones financieras sobre todo las Cooperativas de Ahorro y Crédito establecen metas elevadas en cuanto a colocación se refiere, lo que obliga a los asesores de crédito a arriesgarse a otorgar microcréditos a clientes o socios con perfiles de alto riesgo.
- ❖ Metodologías inadecuadas en el proceso de concesión de microcréditos por parte de las entidades financieras, sobre todo del sector popular y solidario.
- ❖ Existe un gran número de clientes o socios que están con sobreendeudamiento.
- ❖ Muchos de los nuevos microempresarios solicitaron créditos para poner negocios en mercados que están saturados, y por ende esos créditos tienen un alto nivel de riesgo.
- ❖ La mala utilización del score de créditos que posee cada institución, ya que muchas de las veces es utilizada directamente para la aprobación según los resultados que arroja, pero no se lo utiliza solo como una herramienta de apoyo para la toma de decisiones.
- ❖ Hoy en día un problema adicional y que lleva a incrementar la morosidad dentro las instituciones, es otorgar tarjetas de crédito a aquellos microempresarios que tienen consigo un alto nivel de endeudamiento o que, en el caso de socios agricultores o ganaderos, la frecuencia de pago mensual no es acorde a la frecuencia en la que ellos perciben ingresos.

Con esta idea de constante crecimiento, se vuelva tarea fundamental de toda institución microfinanciera, desarrollar recursos que permitan gestionar



el riesgo de crédito⁹ de manera efectiva, de tal forma que dicho riesgo pueda ser medido y controlado tanto en las etapas de concesión, como en el seguimiento del crédito otorgado.

Hasta el momento hemos definido el problema desde un enfoque de la realidad misma, pero, ¿Qué sucede desde la parte académica y científica con respecto al tratamiento de este tipo de riesgo?

Resultará muy interesante para el análisis descubrir también que la medición del riesgo micro-crediticio encuentra limitantes también desde el sentido metodológico ya que el tratamiento del riesgo dista mucho entre su aplicación en la banca tradicional y los modelos aplicados a las microfinanzas, esto se puede prever al momento de observar las bases de datos y los historiales de crédito poco desarrollados por las instituciones financieras (Schreiner, 2002).

Como consecuencia de esto salta a realidad el problema de la poca bibliografía existente, (Rayo, Lara, & Camino, 2010) hasta la fecha de elaboración de su trabajo, dan cuenta de solo diez investigaciones más aplicadas al sector de las microfinanzas, en su mayoría realizados en Asia, África y América Latina. (Saravia-Matus & Saravia-Matus, 2012) Para su estudio en Nicaragua de igual forma destacan la falta de estudios referentes a este campo, y toman como referencias los trabajos principales de (Schreiner M. , 1999) y (Zeller, 1998). Esto hace que el aporte de la presente investigación sea de gran importancia para la Cooperativa en cuestión, y porque no, servir de base a otros estudios posteriores.

⁹ El Riesgo de Crédito se define como la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivadas que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidades de pago de las obligaciones pactadas.



4. OBJETIVOS

4.1. OBJETIVO GENERAL

- ❖ Proponer una metodología de análisis alternativa para la construcción de un modelo *Scoring* para la cartera de Microcréditos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” con los préstamos colocados en el periodo 2014.

4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- ❖ Determinar las características más relevantes que influyen en el riesgo e incrementan la posibilidad de no pago de un socio.
- ❖ Calcular la probabilidad de impago de grupos de clientes que compartan características similares.
- ❖ Determinar la probabilidad de no pago mediante la inclusión de variables macro, analizar su influencia y significancia en el modelo.
- ❖ Proponer en base a los resultados, ciertos parámetros que ayuden a una mejor evaluación y determinación de riesgos.



5. MARCO TEÓRICO

Toda economía necesita de una base monetaria para desarrollar con normalidad las principales actividades de producción, distribución y consumo de bienes y servicios, mismas que son esenciales en el crecimiento y desarrollo de un país. Bajo esta perspectiva, los recursos monetarios destinados a estas actividades provienen de la captación de dinero de los agentes superavitarios y redirigidas hacia los agentes deficitarios (Quilcate, 2015), a esta interacción se la conoce como Intermediación Financiera.

La eficiencia en las actividades dentro de un sistema económico va a depender de la profundización del mercado, pero además de la facilidad con la que la población pueda acceder a los servicios financieros. Estos mencionados servicios son proporcionados por “intermediarios”, y su oferta va a depender del *spread*¹⁰ resultante del manejo de las tasas de captación y colocación de recursos (García, Cárdenas, & Molina, 2011), además de una serie de factores adicionales como los riesgos inherentes al mercado financiero, los costos de intermediación, el ciclo económico, entre otros.

5.1. EL SISTEMA FINANCIERO

De manera más formal, y como ya se mencionó con anterioridad, los Intermediarios Financieros, son aquellas instituciones (legalmente

¹⁰ **Spread Financiero o Margen de Intermediación**, es la diferencia entre las tasas de colocación (tasa activa, referente a los préstamos) y las tasas de captación (tasa pasiva, referente a los depósitos).



constituidas) que intervienen en la transferencia de recursos entre ahorradores y prestatarios, siendo este un proceso indirecto mediante el cual el intermediario se beneficia de la diferencia entre las tasas a las cuales se colocan y se prestan los recursos monetarios. De esta forma el Sistema Financiero se compone del conjunto de mercados e instituciones financieras que tienen como finalidad canalizar los recursos de quienes desean invertir hacia quienes necesitan financiamiento ya sea de forma directa¹¹ o de forma indirecta como la ya mencionada en líneas anteriores (Correa & Girón, 2004).

5.1.1. EL SISTEMA FINANCIERO EN EL ECUADOR

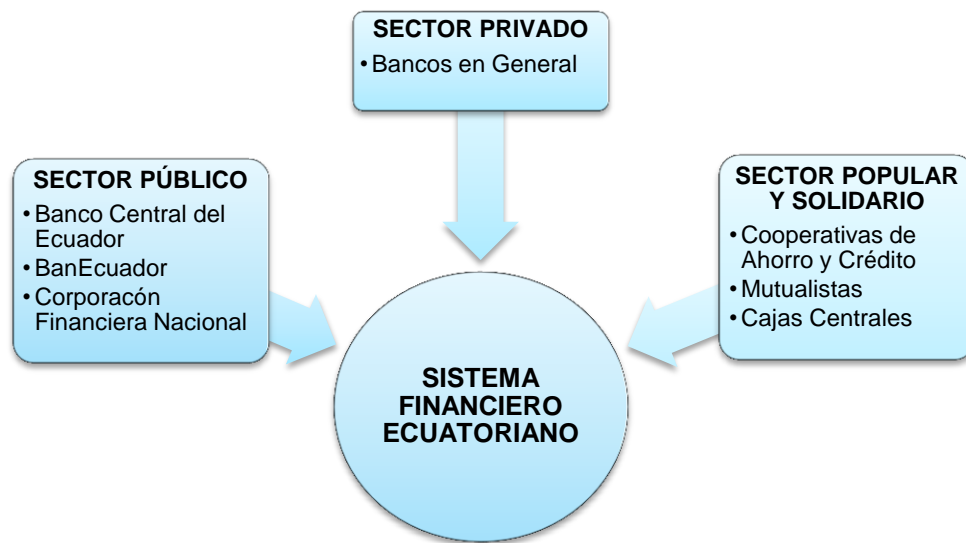
Los orígenes del sistema financiero nacional se remontan a los años de 1927 y 1928 con la creación del Banco del Central y la Superintendencia de Bancos respectivamente. Posteriormente se fue acoplando a políticas externas provenientes del Fondo Monetario Internacional (FMI) hasta constituirse en un sistema financiero sólido y solvente en los tiempos presentes, esto a pesar de afrontar momentos difíciles como el declive de la economía en las décadas de los Ochenta y Noventa.

El sobreendeudamiento, bajos precios del petróleo, altas inflaciones fueron una serie de crisis que derivaron en el congelamiento de los depósitos en el año de 1999¹², esto producto de la iliquidez de los bancos, ya que la intermediación financiera para ese entonces se redujo sustancialmente debido a la desconfianza e incertidumbre generada en esa época (Naranjo, 2004).

Ilustración 7: Estructura del Sistema Financiero Ecuatoriano

¹¹ Transferencia de Recursos sin intermediación entre prestamistas y prestatarios a través de la venta de instrumentos financieros.

¹² El 8 de Marzo de 1999, el gobierno de Jamil Mahuad decretó el feriado bancario, acompañado de un paquetazo económico.



Elaboración: Los autores

Fuente: (Constitución de la República del Ecuador, 2008)

Después del feriado bancario, mismo que trajo consigo la quiebra de un importante número de instituciones financieras, empiezan a tomar fuerza otras alternativas de intermediación como las Cooperativas de Ahorro y Crédito, Cajas Centrales, Cajas Comunes o las Mutualistas, mismas que adquieren un papel importante dentro de la etapa pos crisis, al ser organizaciones enfocadas en ayudar a las personas de menos recursos y sobre todo por considerar a los pequeños sectores productivos.

Es así que en la actualidad y, según la Constitución de 2008 en su Art. 309 el Sistema Financiero Nacional se compone de los sectores: Público, Privado y Popular y Solidario (*Véase la Ilustración 7*), a su vez estos sectores conforme su naturaleza se pueden subdividir en algunos tipos de organizaciones financieras que se detallan a continuación:

- ❖ **Sector Público:** Según el Artículo Nro. 310 de la Constitución del Ecuador las organizaciones correspondientes a este segmento tienen por finalidad otorgar recursos de manera preferente a los sectores productivos menos favorecidos, esto con la finalidad de incentivar su inclusión en la economía e incrementar la competitividad. Ejemplos de este tipo de Instituciones son el BanEcuador, BIESS, la Corporación Financiera Nacional, entre otros.



- ❖ Sector Privado: Son entidades constituidas como sociedades anónimas con un mínimo de dos accionistas, dichas personas no podrán ser partícipes de acciones en empresas ajenas a la actividad financiera, esto según el Art. 312 de la Constitución y el Art. 390 del Código Orgánico Monetario y Financiero de 2014. La forma de organización predominante en este sector son los Bancos.
- ❖ Sector Popular y Solidario: Esta denominación es de reciente creación, y recibe un tratamiento diferenciado por parte del Gobierno ya que incentivar las micro, pequeñas y medianas unidades productivas impulsan el desarrollo de la economía y ayudan a cumplir los objetivos del Plan de Desarrollo (Art. 311 de la Constitución), aquí se encuentran distintas formas de organización financiera como las Cooperativas de Ahorros y Crédito, Mutualistas, Cajas de Ahorro, Cajas Comunes, Entidades Asociativas o Solidarias, entre otras.

5.1.2. ENTES REGULADORES

Luego de los sucesos ocurridos en el año de 1999 ya explicados con anterioridad y con la dolarización de por medio, el Sistema Financiero nacional se encuentra protegido y toda forma de organización financiera está sujeta a control. Todas las operaciones realizadas por un Intermediario son vigiladas por entidades de supervisión y sujetas a una ley. Estos organismos de vigilancia son:

- ❖ Superintendencia de Bancos (SB): Fue creada el 6 de Septiembre de 1927 como parte de la transformación del sistema bancario del país, en conjunto con la Ley Orgánica de Bancos, la Ley Orgánica del Banco Hipotecario (posteriormente Banco Nacional de Fomento) y la Ley Orgánica del Banco Central, esto para afianzar el sistema financiero y regular el manejo de la Hacienda Pública en nuestro país.

Es una institución que tiene por objetivo ejercer supervisión y control, y promueve la estabilidad del sistema financiero y de seguridad social mediante la gestión tecnológica y de procesos con el fin de generar un modelo efectivo de control basado en riesgos, mismo que permita



incrementar la calidad de los servicios prestados al ciudadano, además de promover una cultura de educación financiera para las personas.¹³

La SB ha tenido bajo su responsabilidad el control y supervisión de las Instituciones que pertenecen al sistema financiero, de seguridad social y de seguros y reaseguros¹⁴, sean estas tanto públicas como privadas y obedece a las disposiciones vigentes en el Código Orgánico Monetario y Financiero de 2014.

- ❖ Superintendencia de Economía Popular y Solidaria: Entidad que ejerce funciones desde el 5 de Junio de 2012, al igual que la SB es un organismo de supervisión y control con personería jurídica y autonomía administrativa y financiera que busca el desarrollo, estabilidad y correcto funcionamiento del sector económico popular y solidario.

Al mencionado sector se lo reconoce desde 2011 (a través de su respectiva ley) como una forma de organización económica en la que sus participantes organizan procesos de producción, intercambio, comercialización, financiamiento y consumo de bienes y servicios mediante relaciones basadas en la solidaridad, cooperación y reciprocidad, esto hace que el ser humano sea sujeto y fin de toda actividad¹⁵.

La SEPS supervisa las actividades financieras de las Instituciones Privadas como las Cooperativas de Ahorro y Crédito, Mutualistas, Cajas de Ahorro o Comunes, Cajas Centrales, entre otras. Obedece las disposiciones del Código Orgánico Monetario y Financiero y por su naturaleza a las demás establecidas en la Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria.

¹³ Tomado de: (Superintendencia de Bancos, Reseña Histórica y Generalidades, 2018)

¹⁴ A partir del 12 de Septiembre de 2015, mediante reforma al Art. 312 de la Constitución aprobada en consulta popular y con el fin de desvincular las actividades financieras de las no financieras, la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros asume el control y regulación del sector de seguros privados.

¹⁵ (Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario, 2011, pág. 3 Art. 1)

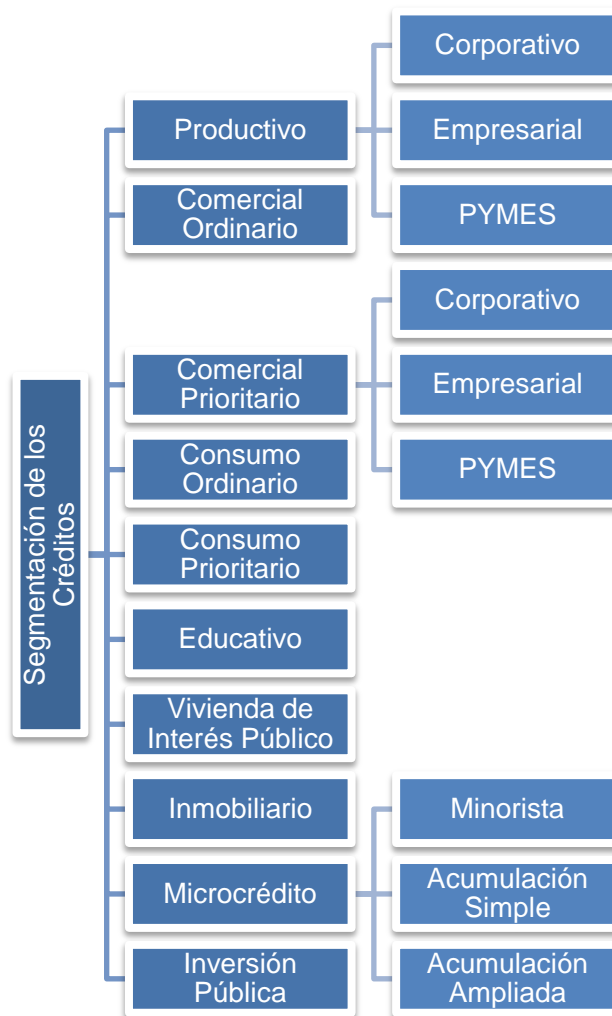


5.2. EL CRÉDITO

Para poder hablar de riesgo, debemos referirnos primeramente al hecho generador del mismo. El crédito se puede definir como una operación o servicio financiero a través de la cual el intermediario pone a disposición del cliente una cantidad de dinero hasta un límite y por un periodo de tiempo determinado, a una cierta tasa de interés que dependerá del destino que se otorgue ha dicho crédito.

En nuestro país, conforme a la última Resolución emitida por la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera en abril de 2015, se estableció que las Instituciones financieras podrán otorgar hasta 10 tipos de créditos diferentes (*Véase Ilustración 8*), esto con el fin de brindar facilidades a los clientes (dependiendo de su naturaleza) de obtener el crédito más beneficioso y menos riesgoso para las partes involucradas.

***Ilustración 8:** Segmentación de la Cartera de Crédito de las Entidades del Sistema Financiero Nacional*



Elaboración: Los autores

Fuente: Resolución No. 043-2015-F – Normas que regulan la segmentación de la cartera de crédito de las entidades del sistema financiero nacional (Reforma 2018)

5.2.1. ADMINISTRACIÓN DEL CRÉDITO

El proceso de otorgamiento de un crédito busca en todas sus etapas cuantificar y disminuir el riesgo de la operación, al mismo tiempo que determina la viabilidad de dicha colocación. El ciclo del crédito se lo puede resumir de manera general en las siguientes etapas (indistintamente de la naturaleza de la institución financiera):

- ❖ **Negociación:** A partir de la solicitud de crédito, se verifica las referencias, destino de los recursos, tipo de crédito, plazo, monto, forma de pago y las garantías ofrecidas



- ❖ Evaluación: Utilizando la información antes mencionada, se analiza la situación económica del cliente, trayectoria crediticia y se determina la viabilidad del pago o no pago de la obligación adquirida por el deudor.
- ❖ Aprobación: Conforme respectivo informe de la instancia anterior mencionada los directorios, gerencias o comités de crédito aprueban o no las solicitudes.
- ❖ Desembolso: Una vez aprobado el crédito, aparece la figura legal, misma que se encarga de la revisión y legitimación de la documentación requerida, inspección de avalúos y garantías, para poder pasar al desembolso de recursos, que inmediatamente son enviados al registro contable.
- ❖ Seguimiento: Después de realizado el desembolso solicitado por el deudor, se debe dar continuidad al proceso con la recuperación de cartera colocada, actualización de documentación, re avalúos de garantías, entre otras acciones que mitiguen una potencial pérdida para la institución financiera.

5.2.2. LA METODOLOGÍA DE LAS 5C

En el apartado anterior se habló ya de la importancia que tiene la medición del riesgo dentro de la administración de los créditos, siguiendo esa idea la etapa de EVALUACIÓN merece una descripción más detallada ya que sin duda es un paso vital en el manejo de la operación financiera.

Tanto Instituciones Bancarias, así como las de Microfinanzas aplican en su análisis una metodología de evaluación conocida como las 5C. Este mecanismo de análisis considera 5 aspectos relevantes del cliente para determinar si el crédito que solicitó el mismo es viable o no. (Vásquez, 2005), describe a estas características de la siguiente manera:¹⁶

¹⁶ Para el caso de la COAC Jardín Azuayo, esta metodología se la determina de la siguiente manera: Carácter, Capacidad de Pago, Capital, Condiciones del Entorno y Cooperativismo (Colaterales)



- ❖ **Carácter:** Evalúa el historial crediticio en el sistema financiero, el historial de pagos de cuentas o deudas y posibles *restricciones*¹⁷ existentes al deudor.
- ❖ **Capacidad:** Este criterio se formula en base a la *capacidad de pago* del cliente, misma que resulta de la diferencia entre Ingresos (proveniente de Sueldos y Salarios, Volumen de Ventas, Utilidades, Giros del Exterior, etc.) y los Gastos (Cargas familiares, Educación, Alimentación, Otros Gastos Financieros, entre otros). Se considera como la primera fuente de repago.
- ❖ **Capital:** No es más que el *Patrimonio* en posesión del cliente, para personas jurídicas resulta de la diferencia entre Activos y Pasivos, y para personas naturales constituyen los bienes a nombre del deudor.
- ❖ **Condiciones:** Este criterio analiza el entorno bajo las condiciones del préstamo, considera la situación macro y micro, así como el mercado y las políticas vigentes.
- ❖ **Colaterales:** Se resumen en las *Garantías* presentadas por el deudor que respalda la operación y futuro pago de la misma. Es la segunda fuente de repago.

5.3. DEFINICIÓN DE RIESGO

De manera general podemos definir al riesgo como la probabilidad de ocurrencia de un evento adverso al esperado. En las instituciones financieras dicho riesgo es parte integral de su accionar y está presente en las diferentes actividades y servicios que realiza, constituye la posibilidad de que se produzca un hecho generador de pérdidas que afecte al valor económico de la organización. Se puede clasificar de la siguiente forma:

- ❖ **Riesgo de Liquidez:** De acuerdo a la SB, este se define como la posibilidad de que una entidad eventualmente se enfrente a una escasez de fondos, pudiendo esta no cumplir con sus obligaciones de pago, razón por la cual necesita conseguir recursos alternativos,

¹⁷ En el caso ecuatoriano las Listas de Restricciones se componen de los antecedentes judiciales y restricciones de pago por parte del SRI.



mismos que conllevan un alto costo financiero y por lo tanto pérdida de valoración de la organización.

- ❖ **Riesgo de Mercado:** Es el riesgo inherente a los cambios en las tasas de interés o tipo de cambio dentro de un plazo fijo que afectan al valor de un portafolio de inversión financiero.
- ❖ **Riesgo Operativo:** Significa la potencial pérdida de recursos, resultante de la deficiencia de controles internos, fallas en sistemas de información, procedimientos inadecuados, errores humanos, fraudes, contingencias naturales, entre otros no cuantificables (Ávila, 2005).
- ❖ **Riesgo de Crédito:** El más importante de acuerdo a la naturaleza de la presente investigación, mismo que (Campoverde, 2008) lo define como *“la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas”*.

5.4. MEDICIÓN DEL RIESGO

Con el pasar de los años, la evolución e innovación de las operaciones de las instituciones financieras han dado lugar a riesgos mucho más complejos, por esta razón el Comité de Basilea¹⁸ ha emitido mediante una serie de acuerdos, algunas recomendaciones que permiten a las entidades financieras mitigar el riesgo que estas afrontan.

En un principio, el acuerdo de Basilea I establece la definición de CAPITAL REGULATORIO que se define como el capital mínimo que una organización financiera debe poseer en función de los riesgos que la misma afronta. La cuantía de este capital se estableció en el 8% del total de los activos de riesgo¹⁹. Este primer acuerdo tenía como eje principal el control del riesgo de crédito, sin embargo el mismo consideraba que todos los préstamos tenían

¹⁸ Compuesto por los gobernadores de los bancos centrales de Bélgica, Canadá, España, EE.UU., Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, Reino Unido, Suecia y Suiza.

¹⁹ Comprende la sumatoria de los Activos de Crédito, de Mercado y de Tipo de Cambio



la misma probabilidad de incumplimiento, es decir no se consideraba un aspecto clave que era la calidad crediticia de los prestatarios, esto por su puesto se convirtió un limitante y generó varias dudas sobre la validez de su aplicación.

Con el fin de superar las inconsistencias iniciales, un segundo acuerdo (Basilea II) fue emitido en Junio de 2004, en este se considera ya la calidad crediticia del deudor y se añade requisitos de capital para cubrir el riesgo operacional. Para el análisis del riesgo de crédito (en base a las nuevas recomendaciones) se toma en consideración tres aspectos clave:

- ❖ Probabilidad de Incumplimiento (PD)
- ❖ Pérdida dado el Incumplimiento (LGD)
- ❖ Exposición en el momento del Incumplimiento (EAD)

Estos componentes, adicional al nivel de sofisticación que año tras año incluyen las entidades financieras, ha sido el punto de partida de estudios y elaboración de una variedad de métodos destinados al cálculo del riesgo de crédito. En el apartado siguiente se describe una serie de técnicas diseñadas con el fin de medir el mencionado riesgo.

5.5. MODELOS DE CREDIT SCORING

Un factor importante en la determinación del riesgo es la probabilidad de incumplimiento o no pago. Existen diferentes tipos de metodologías para estimar esta probabilidad, las más importantes se detallan a continuación.

5.5.1. Análisis Discriminante

Esta técnica consiste en analizar de forma simultánea el comportamiento de un grupo de variables independientes, mismas que son consideradas con el fin de clasificar una serie de datos en grupos excluyentes y definidos *a priori*. Esta metodología tiene dos momentos que consisten en:

- ❖ Generar una combinación lineal de variables que maximicen la diferencia entre los grupos que se definen de forma previa, y



- ❖ Asignar la pertenencia de los clientes a uno de los grupos definidos con anterioridad.

En esta clase de técnicas se recomienda dividir la población en estudio en dos submuestras, una muestra para análisis y otra para validación.

Uno de los pioneros en utilizar este análisis fue (Altman, 1968), dicho autor utilizó variables explicativas en forma de ratios para determinar la insolvencia empresarial. El “Z-Score” de Altman se convirtió en el punto de partida para posteriores estudios como el de (Falbo, 1991) que adapta la metodología para aplicarla en la predicción de la morosidad de los prestatarios de las instituciones financieras utilizando ratios en base a características derivadas de los estados financieros.

5.5.2. Modelos de Probabilidad Lineal

Esta técnica se basa en la estimación de un modelo de mínimos cuadrados, la variable dependiente es de categoría *dummy* y toma los valores de (0) si el deudor es buen pagador y (1) si el cliente ha caído en mora. La forma funcional viene dada de la siguiente manera:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

Las primeras aplicaciones de esta metodología fueron obra de Orgler en 1970 y 1971, en donde los créditos comerciales y de consumo respectivamente, fueron el objeto de estudio, en el primer caso utilizó como variables explicativas ratios provenientes de información de los estados financieros, y en su segundo estudio analizó el comportamiento del cliente, en ambos casos agrupó los datos según liquidez, apalancamiento, rentabilidad y actividad. Su aplicación a caído en desuso a raíz de la aparición de técnicas no lineales.

5.5.3. Regresión Logística

El modelo logit es una metodología de elección binaria mediante la cual se puede calcular la probabilidad de ocurrencia de un evento (en nuestro caso



el fallo o impago de un cliente) mediante el análisis del comportamiento de las variables dependientes.

Las primeras aplicaciones de esta metodología se dan en la década de los 80', en donde Jhon Wiginton determina mediante su estudio que la metodología logit ofrece un porcentaje más alto de acierto en la clasificación, en comparación del análisis discriminante, esto usando los datos de la banca comercial mediante una muestra de 1908 solicitudes de crédito. En un tiempo más actual se puede rescatar el aporte de (Bellotti & Crook, 2007) quienes elaboraron una metodología de análisis logit, pero incluyendo variables macroeconómicas además de las características propias del deudor, concluyendo que la incorporación de variables que contengan la influencia del ciclo económico mejora la capacidad predictiva del modelo.

5.5.4. Modelos Probit

Comparten las mismas características con el modelo logit en cuanto a su forma y estructura, sin embargo se diferencian en el uso de la distribución acumulada, en este caso se aplica la función de distribución NORMAL.

Su evaluación en cuanto a validez y bondad de ajuste se refiere son exactamente igual al modelo logit. En cuanto a resultados, salvo el uso de muestras grandes, también son muy parecidos.

En la literatura, trabajos como el de (Boyes, Hoffman, & Low, 1989) o (Greene, 1992) concluyen de manera similar como un limitante de este modelo, su relativa complejidad, al momento de realizar el proceso de estimación de la regresión.

5.5.5. Árbol de Decisiones

Es una técnica que tiene por objetivo asignar en grupos previamente establecidos un conjunto de observaciones de manera binaria. Su principal característica es la de presentar de forma visual las relaciones existentes entre variables.



Se le atribuye un gran poder predictivo, por lo que esta metodología es una de las más usadas en el análisis de riesgo, pese a tener una compleja comprensión de su estructura de algoritmos de manera interna. Los mencionados y más comunes algoritmos utilizados son: el modelo CART, ID3, C4.5 Y C5 (Lara Rubio, 2010).

5.5.6. Programación Lineal

Es una metodología basada en el criterio de optimización de clientes que estén correctamente clasificados sujeto a ciertas restricciones de comportamiento, es de uso muy específico ya que se aplica al no conocer la forma funcional de las variables.

La metodología más conocida y aceptada para el uso de esta técnica, es la propuesta por (Charnes, Cooper, & Rhodes, 1997) denominada como DEA (Data Envelopment Analysis) que consiste en los siguientes pasos:

- ❖ Asignar una puntuación a cada individuo con respecto a los demás de la muestra,
- ❖ Ordenar de manera ascendente las puntuaciones, tomando como criterio la pérdida esperada,
- ❖ Calcular un punto de corte, y
- ❖ Clasificar a los individuos, dependiendo si se encuentran por encima o por debajo del punto de corte en *buenos clientes* o *clientes fallidos* respectivamente.

5.5.7. Redes Neuronales

También conocida como técnica de Inteligencia Artificial, es una metodología que intenta replicar el comportamiento del sistema nervioso, es decir, un grupo de procesadores (nodos), reciben las señales de impulso (variables de la operación crediticia), mientras que otros nodos, emiten la señal de respuesta, que para efecto del estudio, definen la clasificación entre un cliente bueno o malo.



La complejidad de esta técnica está en entender la funcionalidad intermedia, es decir el proceso entre el impulso y la respuesta que posteriormente dará el resultado, la literatura llama a este proceso interno como “caja negra”.

Estudios comparativos como los de (Lee, Chiu, & Chen, 2002), (Malhotra & Malhotra, 2003) o (Baesen, 2003) concluyen que la aplicación de esta metodología incrementa el porcentaje de acierto en comparación con otras técnicas.

5.5.8. Ventajas y Desventajas de los Modelos de Credit Scoring

Hasta ahora hemos detallado a breves rasgos las diferentes metodologías existentes para calcular el riesgo de crédito en las entidades financieras. Sin embargo si entramos a más detalles podemos clasificar a cada una de estas en dos grandes grupos acorde a su naturaleza estadística que son:

- ❖ **Técnicas Paramétricas:** En este tipo de técnicas la función de distribución $f(X)$ se establece *a priori*, es decir se da por conocida, por lo tanto el único inconveniente radica en estimar los parámetros, esto dependerá del modelo que se utilice y que se ajuste de manera correcta a los datos. Dentro de este grupo encuadran los modelos de elección binaria (Probabilidad Lineal, Logit y Probit) y el Análisis Discriminante.
- ❖ **Técnicas No Paramétricas:** Al contrario de la clasificación anterior, en este tipo de técnicas se establece como punto de partida que la función de distribución es desconocida, Esto hace que su aplicación sea recomendada para muestras pequeñas, sin embargo la difícil comprensión de los modelos los vuelve problemáticos al momento de su uso. Aquí encontramos a los análisis por Árboles de Decisión, modelos de Programación Lineal y las Redes Neuronales.

Ahora que tenemos mucha más información de cada uno de los modelos y técnicas usadas en el análisis de riesgo, podemos preguntarnos ¿Qué técnica es mejor para medir dicho riesgo y la probabilidad de que un cliente caiga en default?. Para responder esta pregunta ponemos a consideración el



siguiente cuadro comparativo entre cada una de las metodologías descritas con anterioridad (Véase *Tabla 6*).

Tabla 6: *Ventajas y Desventajas - Técnicas Paramétricas vs No Paramétricas*

			VENTAJAS	DESVENTAJAS
TÉCNICAS PARAMÉTRICAS	Lineales	Análisis Discriminante	* Buen rendimiento para muestras grandes	* Estimadores ineficientes * No arroja probabilidades de impago
		Modelos de Probabilidad Lineal	* Buen rendimiento para muestras grandes * Estima probabilidad de impago * Fácil interpretación de los parámetros	* Estimadores ineficientes * Las probabilidades calculadas, salen del rango (0,1)
	No Lineales	Regresión Logística	* Buenas propiedades estadísticas * Estima probabilidad de impago * No son estrictos con las hipótesis de los datos	* Dificil interpretación de los resultados
		Modelos Probit	* Buenas propiedades estadísticas * Estima probabilidad de impago * No son estrictos con las hipótesis de los datos	* Dificil interpretación de los resultados * Estimación con relativa complejidad
TÉCNICAS NO PARAMÉTRICAS		Árboles de Decisión	* Genera los resultados con mayor precisión * Es flexible con las hipótesis de partida * No requieren de una forma funcional específica	* No estima parámetros ni probabilidades de impago * Dificil comprensión
		Programación Lineal	* Se adapta a una gran cantidad de variables * Es flexible con las hipótesis de partida * No requieren de una forma funcional específica	* No estima parámetros ni probabilidades de impago * Dificil comprensión * Inestabilidad en la predicción
		Redes Neuronales	* Genera buenos resultados en muestras pequeñas * Es flexible con las hipótesis de partida * No requieren de una forma funcional específica	* No estima de forma directa parámetros * No calcula probabilidades de impago * Dificil comprensión

Elaboración: Los autores

Fuente: Tomado de: (Lara Rubio, 2010, pág. 140)



5.6. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Durante muchos años las investigaciones académicas acerca de la metodología de *credit scoring* aplicada a los microcréditos, se basaron en técnicas condicionadas como el análisis discriminante (Viganò, 1993), los métodos tobit propuestos por (Zeller, 1998), las regresiones probit (Reinke, 1998); (Vogelgesang, 2003) y los modelos logit (Schreiner M. , 2003) y (Dellien & Schreiner, 2005). En un principio el manejo del análisis discriminante trajo consigo algunas complicaciones, como el hecho de que las variables no presentaban una distribución normal, diferentes problemas al aplicar la función de discriminación lineal, entre otros. En el año 2005 y con el trabajo realizado por (Bensic, Sarlija, & Zekic-Susac) se empezó a incluir los métodos de: árboles de decisión y redes neuronales; al aplicar esta nueva metodología los autores tuvieron excelentes estimaciones para muestra pequeñas, adicionalmente no se requirió que se defina el modelo con anticipación. La desventaja que presento esta nueva técnica es que al ser un modelo no paramétrico, no estimaba de forma directa las probabilidades de impago, lo que provocaba dificultad al momento de comprender el modelo. (Kim & Sohn, 2010) Aplica la técnica de “*Support Vector Machines*”, mismo método que utilizaron (Blanco, Pino, & Lara, 2014) y (De Cnudde, y otros, 2015). El rasgo más importante de esta técnica es que utiliza ciertos elementos para obtener una mejor precisión de la muestra y adicionalmente se da la inclusión de la función de Kernel.

En el estudio realizado por (Bensic, Sarlija, & Zekic-Susac, 2005), se buscaba comparar las nuevas técnicas implementadas (árboles de decisión y redes neuronales) contra los mejores modelos logit, dando como resultado que el error tipo 1 más bajo y la mayor tasa de acierto la obtuvieron mediante la técnica de redes neuronales. Así mismo en el año 2010 (Kim & Sohn, 2010), implementaron un modelo (Support Vector Machines) para compararlo con la regresión logística y las redes neuronales, con el cual pretendían estimar el porcentaje de incumplimiento de pago de los microempresarios, dando como resultado que el desempeño de su nuevo



modelo daba mejores resultados que los modelos logit y las redes neuronales.

En la última década muchos autores aplicaron la metodología de *Multilayer Perceptron* para cuantificar el riesgo que se asumía al otorgar microcréditos, los más destacados fueron (Blanco, Pino-Mejías, Lara, & Rayo, 2013), (Kammoun & Triki, 2016) y (Ayouché, Aboulaich, & Ellaia, 2017). La característica más importante de este modelo es que ocupa una red neuronal con mecanismos interconectados entre sí, lo que le da la capacidad de solucionar problemas que no son lineales, es por este motivo que es muy utilizada para estimar la calificación crediticia de los deudores.

Últimamente, existe un gran número de investigadores que optan por utilizar de manera conjunta varias de las metodologías de *credit scoring*, con el único fin de mejorar la precisión en las predicciones de incumplimiento de pago, obteniendo como resultado que las técnicas no paramétricas tienen un mayor poder de estimación (Véase *Tabla 7*).

El trabajo de (Viganò, 1993) considerado como el pionero en utilizar técnicas de *credit scoring* para microempresas, se empleó en una muestra de 100 créditos otorgados por el banco de desarrollo de Burkina Faso para los pequeños agricultores de la zona rural. La metodología contaba con 53 variables independientes, derivadas de diferentes encuestas. El autor aplicó el análisis discriminante para poder diferenciar entre créditos buenos y malos, y así poder identificar cuales variables eran las causantes del riesgo crediticio.

Para otros casos, lo que se buscaba era predecir el riesgo de que el cliente se atrase por 15 días, 30 días (Dellien & Schreiner, 2005), que no se encuentre pagando el préstamo (Reinke, 1998) o que se evidencie algún tipo de atraso. (Viganò, 1993)

Tabla 7: Metodologías aplicadas en el análisis del riesgo en microfinanzas

AÑO	AUTORES	PAIS	VARIABLE DEPENDIENTE	METODOLOGIA
-----	---------	------	-------------------------	-------------



1993	Vigano	Burkina Faso	Préstamo con atrasos	Análisis discriminante múltiple
1998	Zeller	Madagascar	Tasa de repago del préstamo al vencimiento	Tobit
	Reinke	Sudáfrica	Prestatario con atrasos	Probit
2003	Schreiner	Bolivia	Riesgo de salida de prestatarios	Logit
	Vogelgesang	Bolivia	Préstamo atrasado	Probit bivariado
2004	Schreiner	Bolivia	Préstamo con atraso de 15 días o más	Logit
2005	Dellien & Schreiner	Colombia	Préstamo con al menos 30 días de atrasos o con 7 días de atraso promedio por cuota.	Logit
	Bensic, Sarlija, & Zekic-Susac.	Croacia	Préstamo con atrasos por lo menos una vez por 45 días o más.	Logit Redes neuronales Árboles de decisión
2007	Dinh & Kleimeier	Vietnam	Microcréditos con más de 90 días de atrasos o con atrasos en tres pagos consecutivos	Logit
2009	Deininger & Liu	India	Porcentaje del monto adeudado de préstamos al vencimiento en relación con el total	Probit



2010	Kim & Sohn	Corea	Default de PYME financiada	Support Vector Machine Logit Redes Neuronales
	Rayo Cantón, Lara Rubio & Camino Blasco	Perú	Retraso en el pago de al menos 30 días	Logit
2011	Lara, Molina & Holgado	Perú	Retraso en el pago de al menos 30 días	Logit
2013	Blanco, Pino, Lara & Rayo	Perú	Retraso en el pago de al menos 15 días	Multilayer perceptrón approach
2015	De Cnudde, Moeyersoms, Stankova, Tobback, Javalý & Martens	Filipinas	Tasa de repago del préstamo	Enfoque basado en redes
2016	Kammoun & Trik	Túnez	Préstamo con un retraso en el pago de 30 días o más	Logit Multilayer perceptron Redes Neuronales
2017	Ayouche, Aboulaich & Ellaia	Marruecos	Solicitud de préstamo denegada	Multilayer perceptron Redes neuronales

Elaboración: Los autores

Entre los estudios realizados en América Latina, acerca de la concesión de microcréditos se encuentra el trabajo realizado por (Schreiner M. , 2003) en Bolivia, quien desarrolló un estudio en el cual deseaba predecir el riesgo de que los deudores no renueven sus microcréditos en una institución financiera; con una muestra de 39.956 operaciones, con la inclusión de ciertas variables como: 1) historial de morosidad; 2) sector de la actividad; 3) cantidad desembolsada; 4) tipo de garantía; entre otros y empleando un



modelo logit el autor llegó a la conclusión de que existe un mayor riesgo en los nuevos deudores, así como en aquellas personas que tenían alta morosidad, dependiendo mucho del monto otorgado y el sector en donde se desembolsó el crédito.

Por otro lado tenemos a (Dellien, 2003) y (Dellien & Schreiner, 2005) quienes introdujeron las metodologías de *credit scoring* en una Institución Financiera basados en proyectos desarrollados en República Dominicana y Colombia. Para el caso colombiano se aplicó esta metodología para créditos otorgados entre el año 2004 y 2005. Los autores llegaron a la conclusión de que aplicar la técnica de *credit scoring* redujo el desembolso de créditos en un 9%, igualmente se rechazó créditos malos en 20%.

Para el caso de Perú existe una larga lista de estudios académicos que evalúan los efectos de las técnicas de *credit scoring*. Como primer caso citaremos a (Rayo, Lara, & Camino, 2010) los cuales buscaban predecir la probabilidad de impago de los microempresarios, para su estudio utilizaron un modelo logit, sobre una muestra de 5.451 desembolsos en el periodo de estudio 2003-2008. Los autores lograron comprobar correctamente un 77% de los créditos otorgados en el periodo de estudio diferenciando entre créditos “buenos” (89,19%) y créditos “malos” (67%). Por su parte (Lara, Molina, & Holgado, 2014) desarrollaron un modelo para una cartera de microcréditos aplicando la regresión logística binaria. El modelo consistía en entregar una calificación estadística a los deudores y el mismo logro estimar eficientemente un 78.3% de los créditos en estudio.

Un estudio adicional elaborado por (Blanco, Pino-Mejías, Lara, & Rayo, 2013) para los pequeños microempresarios de Perú, empleo la metodología Multilayer Perceptron, la cual fue comparada con las tres técnicas más usadas: el modelo logit, el análisis discriminante lineal y el análisis discriminante cuadrático. Las derivaciones de usar este nuevo modelo reflejaron que el mismo presenta un mejor comportamiento y los errores de clasificación son menores que los que se observan en las metodologías tradicionales. En años posteriores, y para complementar su investigación (Blanco, Pino, & Lara, 2014) optaron por introducir una metodología llamada



Support Vector Machine (SVM), la cual consistía en una técnica no paramétrica que buscaba estimar la probabilidad de que un deudor afronte problemas financieros. El modelo que usaron utilizó 3 tipos de variables: a. variables macroeconómicas; b. ratios financieros del negocio; c. características del préstamo y características del deudor. Al concluir con su estudio se encontró que los este método no paramétrico tiene un mejor desempeño que el modelo logit. Así mismo, se pudo confirmar que incluir variables macroeconómicas y no financieras mejoran la precisión del modelo.

6. DISEÑO METODOLÓGICO

El presente Proyecto busca desarrollar una metodología de análisis alternativa mediante la construcción de un modelo de *Credit Scoring* que nos permita identificar cuáles son las características más relevantes en el perfil de un cliente de la Cooperativa “Jardín Azuayo” que se asocien a la probabilidad de impago de una operación de microcrédito. Esto como parte de una investigación correlacional que mediante el uso de herramientas estadísticas y econométricas nos permita obtener resultados que nos ayude a cumplir con los objetivos propuestos.

Antes de entrar a detalle sobre la metodología a utilizar debemos tener en consideración algunas características importantes sobre la naturaleza de la investigación y de qué manera influye su aplicación práctica. El análisis que a continuación se detallará está basado en la consecución de información al momento de la aprobación y desembolso de una operación crediticia, así como también de información proveniente de su posterior seguimiento. De



esta manera nuestro modelo presenta una doble finalidad: Por un lado una de naturaleza explicativa y por otro, una de naturaleza predictiva, esto con el fin de cumplir nuestro principal objetivo.

6.1. DESCRIPCIÓN DEL ORIGEN DE LA INFORMACIÓN

Acorde a lo planteado por (Lara Rubio, 2010), el proceso de concesión de una operación de crédito nos brinda la oportunidad de identificar las variables explicativas del riesgo de caer en *default*. En este sentido es importante destacar las técnicas que se aplicaron para obtener la información necesaria:

- ❖ Observación: mediante la cual se percibe un hecho o un fenómeno para que de manera posterior el mismo sea registrado y analizado. Esta técnica es de vital importancia pues nos permite determinar el orden y la secuencia a seguir al momento de otorgar un crédito en la COAC “Jardín Azuayo” que serán preponderantes para el cálculo del modelo más adelante.

La elaboración del modelo de *Scoring* requiere de una descripción clara del proceso de concesión de una operación crediticia, desde el momento en que un socio se acerca a solicitar un préstamo hasta el momento de su aprobación, esto con el fin de determinar cuáles son las variables explicativas que intervendrán en el análisis, así como establecer el orden jerárquico de las mismas para ser introducidas en el modelo final.²⁰

6.1.1. Pasos A Seguir En La Concesión De Un Microcrédito

En este apartado debemos empezar por dejar constancia que el proceso que se detallará a continuación, es exclusivo de la COAC “Jardín Azuayo” y que no se puede determinar como un proceso estándar para el resto de entidades del Sistema Financiero, esto obedece en parte a una política de libre mercado por parte del ente regulador (SEPS) que permite a cada

²⁰ Este aspecto se detalla en el acápite 6.2.

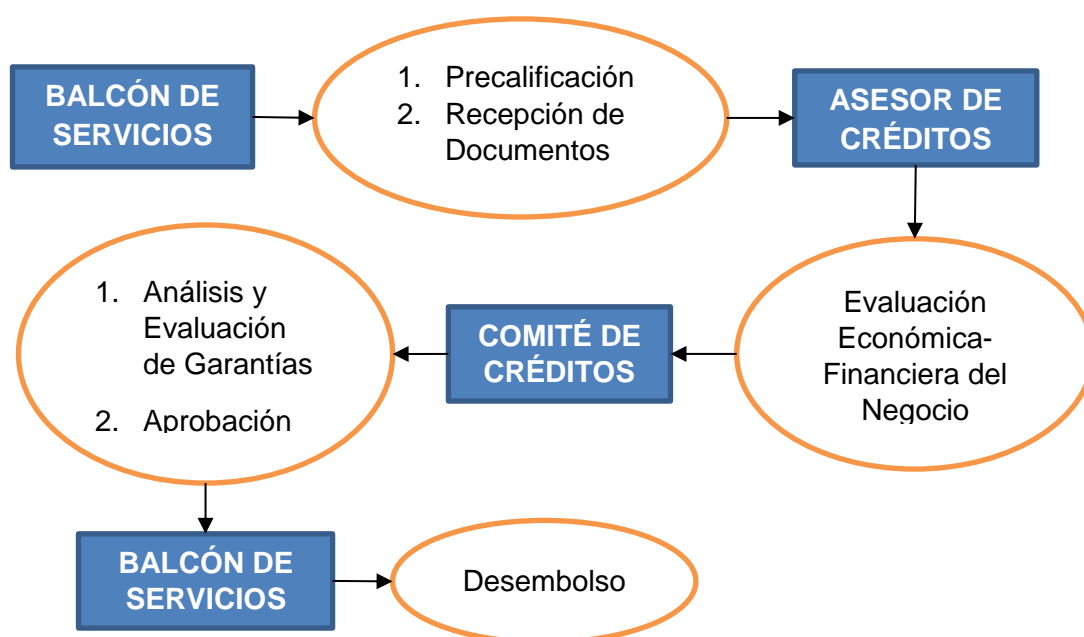


Intermediario establecer sus propias políticas que le faciliten la colocación de cartera.

Para determinar el flujo que sigue una operación de crédito vamos a basarnos en nuestra experiencia de la visita, así como también en el manual de créditos²¹ y procedimientos administrativos que sigue la Cooperativa (Véase *Ilustración 9*).

Ilustración 9: Proceso de Concesión de una operación crediticia

²¹ Manual de Créditos Interno, Código NR12-06, Aprobado en Marzo 2017



Elaboración y Fuente: Los autores (en base al seguimiento del flujo del proceso hasta su aprobación)

Como se puede observar el procedimiento de concesión de un microcrédito pasa por diferentes niveles operativos desde el momento de la solicitud del préstamo hasta el momento de su aprobación y respectivo desembolso. En este sentido podemos resumir y clasificar el proceso (según el orden jerárquico de la concesión) en las siguientes etapas (Véase *Tabla 8*).

Tabla 8: *Etapas en el Análisis y Aprobación de una operación crediticia*

ETAPA	DESCRIPCIÓN
Etap 1	RECEPCIÓN DE DOCUMENTOS Y EVALUACIÓN DEL EXPEDIENTE
a.	Información básica del socio
b.	Inspección y Análisis del Entorno
c.	Análisis Financiero
Etap 2	EVALUACIÓN DE GARANTÍAS
Etap 3	APROBACIÓN

Elaboración y Fuente: Los autores (en base a la metodología propuesta por (Rayo, Lara, & Camino, Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II, 2010)

De cada etapa resumida en la Tabla se desprende una cantidad importante de información que será posteriormente transformada en variables que



traten de explicar el comportamiento de pago de los socios de la Cooperativa “Jardín Azuayo”.

6.1.2. La Base de Datos

La información a usarse en el presente proyecto proviene de la base de créditos otorgados durante el periodo comprendido entre el 1 de Enero al 31 de Diciembre del año 2014 correspondientes al segmento Micro, considerando la misma como datos de corte transversal.

Tabla 9: Información sobre el número de operaciones consideradas para el modelo

Nº Total de Operaciones de Crédito	Nº Operaciones Correspondientes al Segmento Micro	Nº Operaciones Micro Consideradas en Base Final
36201	11597	1900

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

Como se observa en la información anterior (Véase Tabla 9), las operaciones relacionadas con microcréditos representan un aproximadamente un 32% del total de operaciones aprobadas en el periodo de estudio, esto nos da una idea de lo importante que significa este segmento dentro de la Cooperativa.

Cabe resaltar que el número de operaciones consideradas es bastante reducido con respecto al total de créditos otorgados, sin embargo dichas operaciones cumplen ciertas características de suma importancia para la elaboración de nuestro análisis, las mismas se describen a continuación:

- a. *Análisis de Microcréditos:* El total de operación otorgadas durante el periodo 2014 comprenden todas las líneas de crédito, es decir, Consumo, Comercial, Vivienda y Microcrédito. Sin embargo nuestra investigación se encuentra encaminada al análisis netamente del segmento micro, por lo que el primer paso en la consecución de los datos fue aislar los créditos correspondientes a la mencionada línea (11597 microcréditos otorgados en total).



- b. *Operaciones Amortizadas*: En este punto la base sufre otro corte significativo, esto debido a que, al momento de la obtención de los datos (31 de Diciembre de 2017) se toma en consideración solo aquellas operaciones que a la fecha antes mencionada se encuentren canceladas en su totalidad. Al ser operaciones ya amortizadas nos permite determinar con certeza cuál fue el comportamiento de pago del socio durante el plazo del crédito.²²
- c. *Socios con Actividad Independiente*: Después de los procesos anteriores ahora se selecciona para el análisis aquellos microcréditos amortizados, pero que hayan tenido como fuente de repago ya un negocio o actividad independiente constituida.²³ Es decir se deja de lado aquellas operaciones de socios que si bien solicitaron un microcrédito, su fuente de repago al momento de la concesión del crédito eran ingresos bajo relación de dependencia.
- d. *Otros*: Importante destacar de manera adicional que en la depuración de los datos se consideró solo a personas naturales²⁴ y que, una vez construida esta base, se toman en cuenta solo aquellos socios cuya información se encuentra completa para todas las variables, es necesario destacar con anticipación que este proceso de *missing value* redujo de manera considerable la muestra final.

6.2. ESPECIFICACIÓN DEL MODELO

En base a la literatura revisada, y como respuesta al problema planteado se selecciona un modelo de regresión logística como herramienta de análisis para la presente investigación. Esta técnica propone un modelo en el cual la variable dependiente es una variable *dicótoma* o *dummy* que registra un

²² Se toma en consideración para el análisis el periodo 2014 con el fin de tener un espacio de tiempo lo suficientemente representativo para que la mayor parte de las operaciones ya se encuentren amortizadas (Arenas, Rodríguez, & Piñeyrúa, 2012).

²³ Es importante para el análisis, evaluar los negocios o actividades ya constituidas, pues las mismas nos permiten obtener una serie de variables adicionales que no se obtienen de un socio bajo relación de dependencia.

²⁴ La persona jurídica o empresa ya legalmente constituida, a más de ser una muestra muy pequeña en comparación con el total de microcréditos otorgados, omite otras variables individuales de cada socio que son importantes en el análisis.



valor de cero (0) cuando el socio es “buen pagador” y uno (1) cuando el mismo es “mal pagador”.

La regresión logística viene dada por la siguiente expresión:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots \beta_k X_k \quad (1)$$

De la expresión (1) podemos deducir que p es la probabilidad de ocurrencia de cierto evento, para nuestros fines, el pago o no pago de una obligación crediticia. De forma alternativa, la probabilidad mencionada se puede calcular de manera directa utilizando la siguiente forma:

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad \text{ó} \quad \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2)$$

En donde, de manera lineal

$$z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots \beta_k X_k \quad (3)$$

El procedimiento que se toma en cuenta para el diseño de nuestro modelo es el de “Introducir” las variables acorde a una norma jerárquica, es decir respetando el orden del proceso de concesión de una operación crediticia en la Cooperativa.

6.3. DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES

6.3.1. La Variable Dependiente

En base a la metodología seleccionada para nuestro análisis, al ser un modelo de elección binaria, la variable dependiente será una observación que tome los valores de 0 y 1 según sea el caso, definiéndose por cero “0” a un socio “pagador”, y por uno “1” a un socio “riesgoso”.

La interrogante que surge ahora es ¿Cómo clasificamos a un cliente de “pagador” o “riesgoso”? La mayoría de la literatura existente lo hace en base a la mayor cantidad de días de “atraso” registrados en una o más cuotas del crédito (Jácome & Vitores, 2012). Esto varía según el autor y el país en



donde se han realizado las investigaciones. Para el caso de Bolivia (Schreiner, 1999) determina como un atraso costoso aquel superior a los 15 días, sin embargo no presenta un argumento claro para determinar dicho rango de tiempo, por otra parte (Rayo, Lara, & Camino, 2010) consideran como atraso que genera costos adicionales a la Institución aquellos que superan los 30 días, basados en la reglamentación de los entes reguladores y agencias de *rating* que forman parte del Sistema Financiero peruano.

En el caso ecuatoriano, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria extiende una calificación de riesgo en la cartera de créditos, en base a los días de atraso presentados por un cliente, la cual se detalla a continuación:

Tabla 10: *Criterios de Calificación de Riesgo en base a la Morosidad*

NIVEL DE RIESGO	CATEGORÍA	PRODUCTIVO, COMERCIAL ORDINARIO Y PRIORITARIO (EMPRESARIAL Y CORPORATIVO)	PRODUCTIVO, COMERCIAL PRIORITARIO (PYME)	MICROCRÉDITO	CONSUMO ORDINARIO, PRIORITARIO Y EDUCATIVO	VIVIENDA DE INTERÉS PÚBLICO E INMOBILIARIO
		DÍAS DE MOROSIDAD				
RIESGO NORMAL	A-1	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5
	A-2	de 6 hasta 20	de 6 hasta 20	de 6 hasta 20	de 6 hasta 20	de 6 hasta 35
	A-3	de 21 hasta 35	de 21 hasta 35	de 21 hasta 35	de 21 hasta 35	de 36 hasta 65
RIESGO POTENCIAL	B-1	de 36 hasta 65	de 36 hasta 65	de 36 hasta 50	de 36 hasta 50	de 66 hasta 120
	B-2	de 66 hasta 95	de 66 hasta 95	de 51 hasta 65	de 51 hasta 65	de 121 hasta 180
RIESGO DEFICIENTE	C-1	de 96 hasta 125	de 96 hasta 125	de 66 hasta 80	de 66 hasta 80	de 181 hasta 210
	C-2	de 126 hasta 180	de 126 hasta 155	de 81 hasta 195	de 81 hasta 195	de 211 hasta 270
DUDOSO RECAUDO	D	de 181 hasta 360	de 155 hasta 185	de 96 hasta 125	de 96 hasta 125	de 271 hasta 450
PÉRDIDA	E	Mayor a 360	Mayor a 185	Mayor a 125	Mayor a 125	Mayor a 450

Elaboración y Fuente: Resolución No. 367-2017-F de la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera

Siguiendo esta normativa y en base a la metodología propuesta por (Rayo, Lara, & Camino, 2010), consideraremos entonces como un cliente “riesgoso”, aquel que en una o más de sus cuotas de amortización, superó los 35 días de atraso, calificándose de esta manera como Riesgo Potencial o Superior para la Cooperativa, mismo que genera costos adicionales en lo que supone la gestión de cobranzas de la operación de crédito.



6.3.2. Variables Explicativas

Tal y como se había mencionado en el inicio de este capítulo, la metodología que se emplea está ligada a la construcción de variables que se obtienen desde el momento que se genera la solicitud de crédito hasta el momento de su aprobación y desembolso, así como también de su posterior seguimiento que determina el carácter de pago adquirido por el socio.

Vale destacar que también se incluye un segmento adicional de variables macroeconómicas con el fin de determinar la influencia del ciclo económico dentro del comportamiento de pago de los clientes que poseen una actividad micro. Esto como plus adicional al análisis que será de gran utilidad en la parte explicativa del modelo.

Siguiendo a (Rayo, Lara, & Camino, 2010) quienes desarrollan un *Credit Scoring* en base a variables independientes derivadas del proceso de concesión de un microcrédito para una IMF de Perú, nuestro trabajo a partir de ahora consiste en determinar que variables pueden surgir de los procesos seguidos por la Cooperativa “Jardín Azuayo”, ya establecidos con anterioridad en el numeral 6.1.1 de este capítulo. A continuación presentamos las variables explicativas que fueron tomadas en consideración a partir de cada etapa de concesión de un microcrédito.

Tabla 11: Variables Explicativas consideradas para el cálculo del Modelo

ETAPA	VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Etapa 1.a	Sexo	Variable Dicótoma // (0) Masculino (1) Femenino
	Estado Civil	Variable Dicótoma // (0) Soltero(a)-Divorciado(a)- Viudo(a) (1) Casado(a)-Unión libre
	Nº de Cargas	Variable Cuantitativa (Nº de Hijos que dependen económicamente de socio(a))
Etapa 1.b	Zona	Ubicación Geográfica de Negocio // Variable Dicótoma // (0) Urbano (1) Rural
	Destino	Inversión del Crédito a Otorgar // Variable Dicótoma // (0) Capital de Trabajo



		(1) Activos Fijos
Etapa 1.c ²⁵	Rotación de Activos (R1)	Ventas/Total Activos // Variable Cuantitativa (Ratio)
	Endeudamiento (R5)	Total Pasivos/(Total Pasivos + Patrimonio) // Variable Cuantitativa (Ratio)
	Apalancamiento (R6)	Total Pasivo/Total Patrimonio // Variable Cuantitativa (Ratio)
	ROE (R8)	Utilidad Neta/Total Patrimonio // Variable Cuantitativa (Ratio)
Etapa 2.	Garantías	Variable Dicótoma // (0) Sin Garantías (1) Con Garantías
Etapa 3.	Monto	Cantidad de dinero a prestar a socio // Variable Cuantitativa
	Plazo	Duración de la Operación de crédito en meses // Variable Cuantitativa
	Frecuencia	Frecuencia de pago de las cuotas // Variable Dicótoma // (0) Mensual (1) Otros
	Interés	Tasa de interés a la que se otorgar el crédito // Variable Cuantitativa
Etapa 4.	Variación Interés	Tasa de Variación del Interés efectivo propuesto por el BCE // Variable Cuantitativa
	Índice de Precios al Consumidor (IPC)	Tasa de Variación del índice General

Elaboración y Fuente: Los autores

En el siguiente capítulo se realiza un análisis de cada una de las variables que se consideraron para el cálculo del modelo, incluyendo un detalle más

²⁵ Ratios elaborados a partir de la información brindada por los socios sobre Activos, Pasivos, Patrimonio, Ingresos, Gastos y Utilidad



amplio sobre cómo se obtienen y, en base a un análisis de correlación bivariada²⁶ determinar los signos esperados para cada una de las mismas.

7. DESARROLLO DEL PROYECTO

7.1. DIAGNÓSTICO Y EVALUACIÓN DE LAS VARIABLES

EXPLICATIVAS

Acorde al procedimiento determinado previamente para la concesión de microcréditos en la COAC “Jardín Azuayo”, a continuación presentamos a más detalle cada una de las variables obtenidas de cada etapa, realizamos un análisis de correlación con respecto a la variable dependiente y determinamos el signo que esperamos de cada una de las variables explicativas para este estudio.

7.1.1. Etapa 1: Recepción De Documentos Y Evaluación Del Expediente

Información básica del socio

En esta fase el socio obtiene del ejecutivo de servicio al cliente una precalificación y los requisitos necesarios para aplicar al monto que está solicitando, aquí el ejecutivo antes mencionado procede a obtener la información personal del socio, de la cual se obtiene las siguientes variables.

❖ SEXO

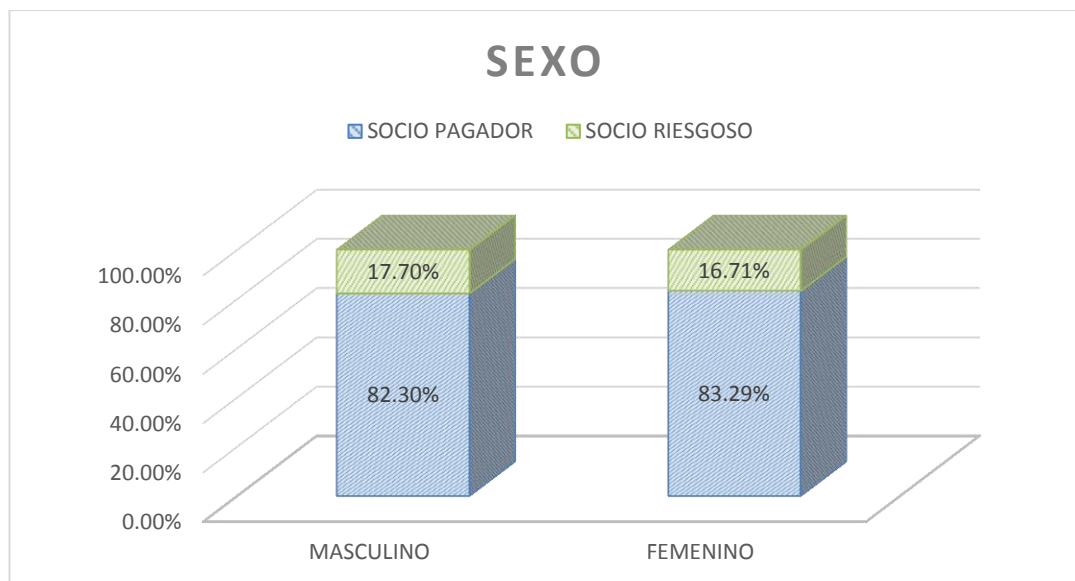
De acuerdo a la investigación de (Johnson & Kidder, 1999) indican que es poco usual que se utilice dentro las instituciones financieras la variable de sexo o género para la concesión de un crédito. Sin embargo esto no quiere decir que la variable no sea útil para la investigación. Es importante resaltar que en diferentes investigaciones la evaluación que se ha hecho al comportamiento de pago de los clientes ha dejado algunos resultados como por ejemplo:

²⁶ Véase Anexos (PARTE A)

- ❖ La rama del sexo femenino busca préstamos con bajos intereses y en las mejores condiciones, similar a lo que buscaría una persona del sexo masculino.
- ❖ Las personas del sexo femenino comúnmente son más responsables que las personas del sexo masculino, lo que se vería reflejado en el comportamiento de pago de las obligaciones. Sin embargo no podríamos considerar esto como una afirmación ya que es una variable muy subjetiva que depende netamente del análisis que se obtenga de la misma.

Como se puede observar (Véase *Ilustración 10*), para nuestro caso (acorde a lo manifestado por la literatura) también se evidencia que el género femenino resulta mejor pagador que el género masculino aunque la diferencia es muy pequeña.

Ilustración 10: *Comportamiento de la Variable Sexo Vs Variable Dependiente*



Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

Para el desarrollo de nuestro modelo hemos definido la variable "SEXO" como una variable dicótoma (*dummy*) en la cual se toma los valores de uno (1) si el microcrédito ha sido solicitado por una mujer y toma valores de cero (0) si el préstamo ha sido solicitado por un hombre.



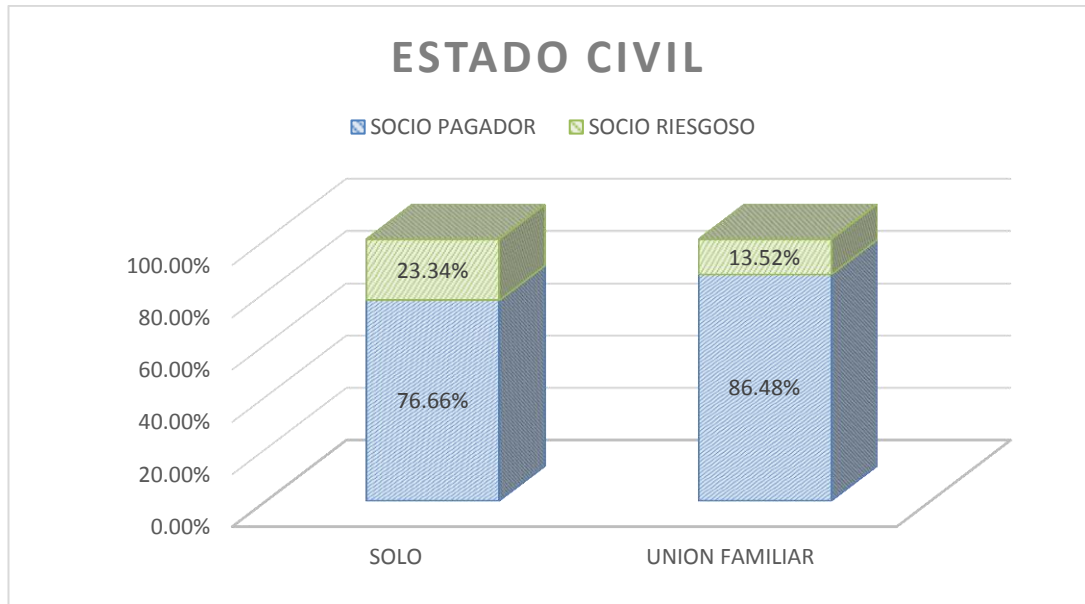
Una vez conocido estos aspectos, aceptamos la idea de que otorgar un préstamo a una mujer es menos riesgoso que otorgar un préstamo a un hombre. En este sentido, el signo esperado para esta variable dentro del modelo será **negativo**. El análisis de correlación no refleja dependencia significativa entre la variable Sexo y la variable dependiente.

❖ ESTADO CIVIL

Una de las variables más relevantes dentro del estudio de la metodología del *credit scoring* es el estado civil del deudor, ya que supone que existe una relación directa entre esta variable y la posibilidad de caer en mora. En nuestro estudio hemos utilizado una variable dicótoma para clasificar a los clientes, distinguiendo entre clientes “SOLO” (soltero, divorciado o viudo) tomando el valor de cero (0) y clientes en “UNIÓN FAMILIAR” (casados o unión libre) tomando valores de uno (1).

Los resultados de la clasificación de los clientes se pueden observar en el siguiente gráfico (*Véase Ilustración 11*), en el mismo podemos notar que existe una gran diferencia entre un socio pagador y un socio riesgoso por el hecho de pertenecer a unos de los dos grupos antes mencionados.

Ilustración 11: Comportamiento de la Variable Estado Civil Vs Variable Dependiente



Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

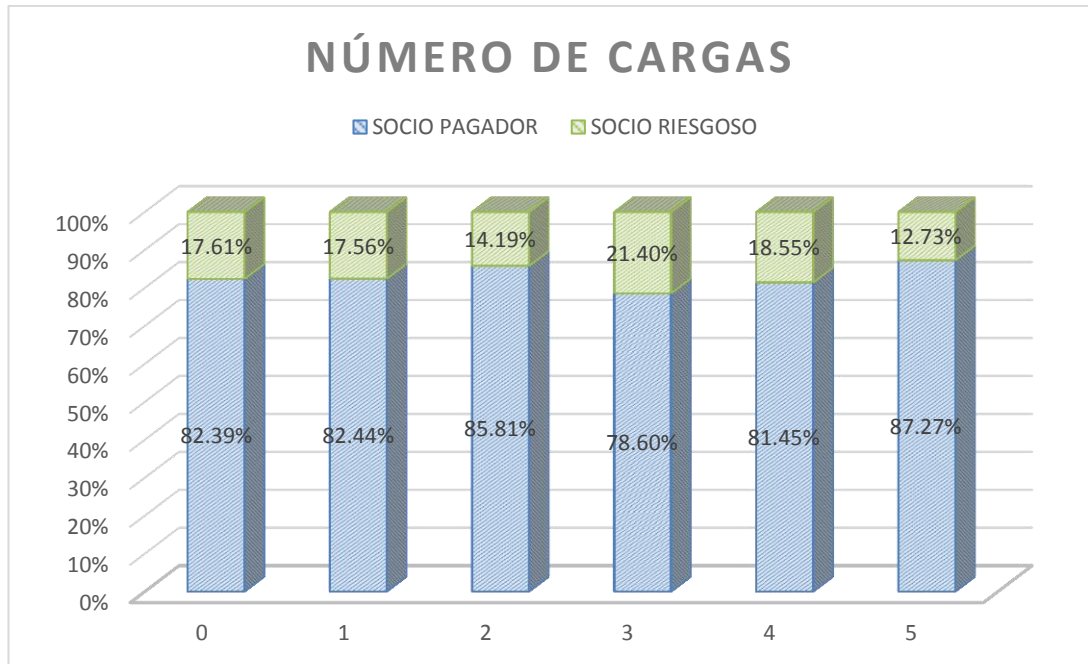
Es importante rescatar que aquellos clientes que pertenecen a una “Unidad Familiar” son más responsables al momento de cancelar los pagos de las obligaciones adquiridas. El análisis univariante para esta variable con respecto a la variable dependiente, refleja que existe una relación significativa entre las mismas.

Con los resultados vistos anteriormente, esperamos que el riesgo de impago de aquellos clientes que se encuentra en el grupo denominado “SOLO” sea mayor que el de los que se encuentran en “Unión familiar”. Por ello, esperamos un signo negativo para este estimador.

❖ NÚMERO DE CARGAS

Esta variable hace referencia al número de personas que dependen de un socio incluidos su cónyuge y sus hijos menores de edad. Si bien es cierto esta variable no es muy conocida en la aplicación de *credit scoring*, hemos visto conveniente incluirla dentro del modelo, ya que esta variable determina en cierta medida la capacidad de pago del titular del crédito.

Ilustración 12: *Comportamiento de la Variable Cargas Vs Variable Dependiente*



Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

A la liquidez que obtiene el microempresario de su actividad, se le deberá restar todos los gastos familiares²⁷, lo que implica que mantener un mayor número de cargas incrementa los mencionados gastos, con esta primicia podemos inferir que mientras mayor sea el número de cargas familiares menor será la capacidad de pago, aumentando así el riesgo de impago de un crédito.

Sin embargo debemos destacar que para los datos analizados para este proyecto, tal y como se observa (*Véase Ilustración 12*) el mayor número de cargas registrado (5) es mejor pagador que quienes incluso no tienen ninguna.

En base a los descrito con anterioridad y siguiendo lo sugerido por la literatura, el signo esperado de esta variable dentro del modelo será positivo. El análisis bivariante realizado determina que no existe una relación significativa entre la variable explicativa y la variable dependiente.

Inspección y Análisis del Entorno

²⁷ Los gastos familiares comprenden: Salud, Alimentación, Vestimenta, Transporte, Vivienda y Servicios Básicos

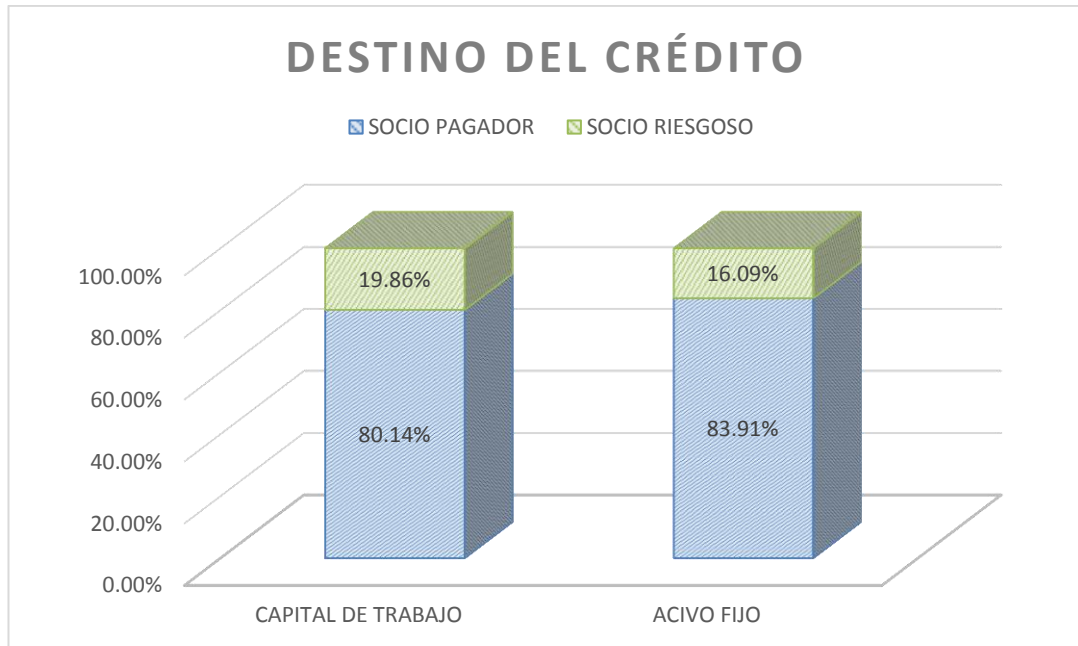


Esta etapa se desarrolla una vez que el socio ha presentado toda la documentación requerida pos precalificación y pasa directamente a ser atendido por un Asesor de Crédito, el mismo que se encarga en primera instancia de validar la información y realizar la respectiva visita e inspección del negocio del deudor. De este proceso podemos obtener dos variables relevantes para la investigación:

❖ DESTINO

Dentro de las microfinanzas, los créditos solicitados pueden destinarse a la compra de activos fijos o en su caso invertir en capital de trabajo. Para nuestro proyecto hemos definido al destino del crédito como una variable *dummy* en la cual contamos con dos categorías, la primera categoría y la cual tomara valores de cero (0) cuando el crédito sea destinado a la inversión en capital de trabajo, mientras que nuestra segunda categoría será cuando el préstamo sea destinado a la adquisición de activos fijos y la misma tomara valores de uno (1).

Ilustración 13: Comportamiento de la Variable Destino Vs Variable Dependiente



Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

Es importante destacar que destinar microcréditos hacia la adquisición de activos fijos conlleva el hecho de contraer montos y plazos más elevados, por ende son más propensos a caer en mora. Sin embargo en nuestro caso como podemos observar en la Ilustración los créditos destinados a capital de trabajo presentan un porcentaje más alto de mora, aunque con una diferencia muy poco significativa en relación a los destinados a la compra de activos.

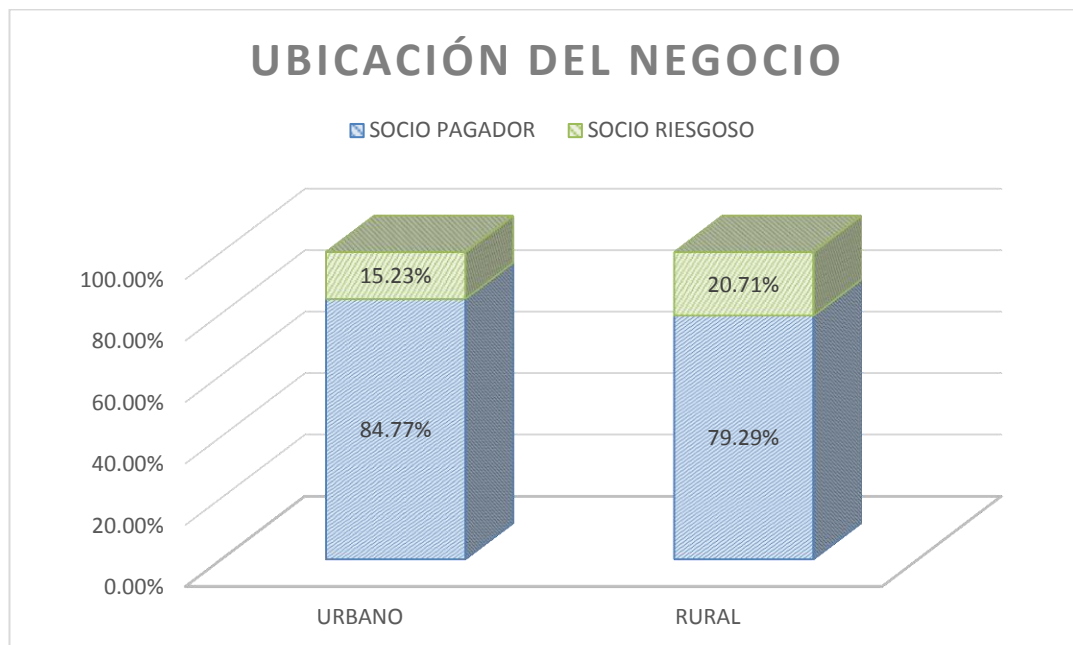
Según la clasificación que le dimos a nuestra variable, podemos sacar la conclusión de que un microcrédito destinado a la inversión en compra de activos, incrementa el riesgo de impago de la obligación. Por ello esperamos un signo **positivo** para esta variable dentro de nuestro modelo. Según la prueba univariante que se realizó a este estimador, podemos notar que existe una correlación significativa entre la variable independiente con la explicativa.

❖ ZONA

Una de las variables más importantes dentro de nuestro proyecto es la zona, ya que la misma se encarga de determinar donde se encuentra ubicado el negocio del microempresario. Es importante tener muy en cuenta las

características socioeconómicas que tendrá cada microempresa dependiendo de su ubicación.

Ilustración 14: Comportamiento de la Variable Zona Vs Variable Dependiente



Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

Teniendo en cuenta estas particularidades, y según la información proporcionada por la cooperativa, en el siguiente gráfico se puede diferenciar que en la zona rural es donde existe un mayor riesgo de impago de las obligaciones adquiridas por los microempresarios comparándolos con la zona urbana, y es que la coyuntura económica, la competencia del sector y diversos aspectos de la zona en cuestión influyen mucho en la eficiencia de cada negocio.

Para el estudio que estamos llevando a cabo, consideramos oportuno definir esta variable como categórica (dummy), en donde se tendrá valores de cero (0) para la zona urbana, y uno (1) para los negocios ubicados en la zona rural.

El análisis bivalente que se realizó para esta variable, confirma lo expuesto anteriormente, existe una correlación bastante significativa entre la variable independiente y la explicada. Para aquel microempresario que tenga su negocio dentro de la zona urbana, en donde cuente con mayores recursos



para que su negocio sea solvente, será menos riesgo que caiga en mora, comparándolo con aquellos negocios ubicados en la zona rural. Por lo tanto dentro de nuestro modelo esperamos un signo **positivo** para nuestra variable.

Análisis Financiero del Negocio

Una vez realizada la inspección del negocio del socio y teniendo en cuenta las condiciones del entorno del mismo, el Asesor de Crédito procede a recopilar información cuantitativa de la situación financiera del mismo, de aquí se obtiene información referente a: Activos, Pasivos, Patrimonio, Ventas, Gastos²⁸ y Utilidad del negocio.

Siguiendo la metodología propuesta por (Rayo, Lara, & Camino, 2010) en vez de utilizar las variables anteriormente mencionadas, con las mismas se pueden generar una serie de ratios que expliquen el comportamiento en cuanto a patrimonio, productividad y solvencia del micremprendimiento. Cabe resaltar que la información presentada es de carácter informal ya que negocios pequeños no manejan ni presentan balances pues los mismos ni siquiera son obligados a llevar contabilidad.

❖ R1: ROTACION DE ACTIVOS

$$R1 = \frac{INGRESOS POR VENTAS}{TOTAL ACTIVOS}$$

Básicamente este ratio calcula cuan eficiente es la empresa para utilizar sus activos y así generar más ingresos según sus ventas. Este ratio es una variable numérica dentro del modelo y mientras más alto sea su valor, disminuirá la probabilidad de que el socio caiga en mora. Es así, que el signo esperado para esta variable dentro del modelo será significativo si este es **negativo**.

❖ R5: ENDEUDAMIENTO

²⁸ Comprende la suma de los gastos tanto del negocio como familiares



$$R5 = \frac{PASIVO}{PASIVO + PATRIMONIO}$$

Este ratio nos indica cual es la proporción y cantidad de deuda con la que cuenta la empresa. Un negocio casi siempre presenta algún nivel de endeudamiento, esto a partir de la compra de mercadería para el giro de la actividad o simplemente a la compra de activos para incrementar el volumen de la misma. Sin embargo esto puede resultar beneficioso solo hasta cierto punto, ya que un nivel exagerado de pasivos puede derivar en insolvencia e incluso la quiebra de un negocio.

En base a esta idea, entendemos entonces que mientras más alta sea la dependencia financiera de un microemprendimiento, mayor será su riesgo de caer en default, esto se resume en un signo **positivo** esperado del estimador para este ratio.

❖ R8: ROE

$$R8 = \frac{UTILIDAD NETA}{PATRIMONIO}$$

El ROE por sus siglas en inglés **Return on Equity**, es el ratio más exacto para calcular la rentabilidad sobre la inversión realizada. Este indicador financiero se define como la razón entre la utilidad neta y el patrimonio de una empresa, es importante recalcar que la utilidad neta la tomaremos como el disponible que tiene el microempresario después de descontar todos sus gastos. A partir de esto podemos deducir que un negocio que tenga una rentabilidad alta, no va a tener dificultades en cancelar sus obligaciones adquiridas, por lo cual esperamos que este ratio presente un signo negativo dentro del modelo.

Para concluir con el análisis de los ratios financieros analizaremos la correlación bivariada de las variables, en donde podremos notar solamente tres de los seis ratios analizados son significativos a la prueba de correlación de Pearson.



7.1.2. Etapa 2: Evaluación De Garantías

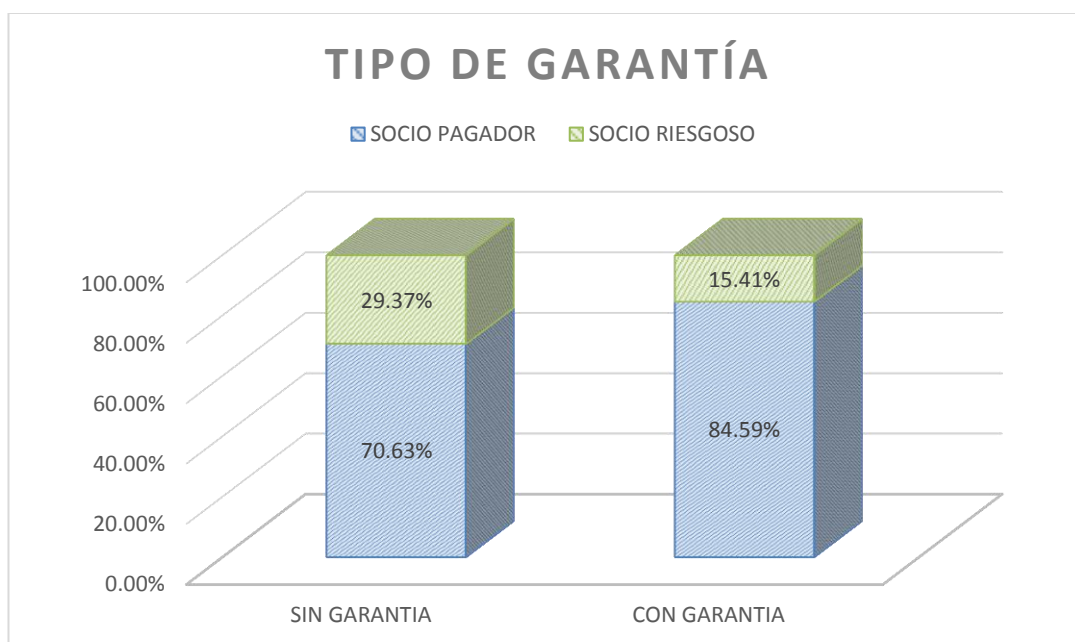
Dentro de las instituciones financieras las garantías son quienes avalan o respaldan la cancelación total de un préstamo otorgado. Es importante tener en cuenta que las garantías no son la base en el otorgamiento del crédito.

Se debe diferenciar entre dos tipos de garantías:

- ❖ Garantía personal o quirografaria: Se refiere cuando uno o más personas asumen con su firma, la obligación contraída conjuntamente con el deudor.
- ❖ Garantía real: Es aquella que se constituye sobre bienes muebles o inmuebles. Existen dos tipos de garantías reales:
 - *Garantía Hipotecaria*: Básicamente está constituida por una hipoteca que recae sobre los bienes inmuebles, los mismos que pueden ser: casas, departamentos, terrenos, etc.
 - *Garantía Prendaria*: Es aquella que se constituye sobre determinados bienes muebles, cuyo dominio sobre la propiedad queda supeditado al cumplimiento de la obligación.

Para nuestro proyecto y teniendo en cuenta que buscamos mitigar o simplificar nuestro análisis, de este proceso obtenemos una sola variable que se diseña como categórica (*dummy*) en donde se tomara valores de cero (0) para aquellas operaciones que se otorgaron sin garantía (sea esta aval de una tercera persona o garantía real) y de uno (1), para aquellos microcréditos que se otorgaron con algún tipo de garantía.

Ilustración 15: Comportamiento de la Variable Garantías Vs Variable Dependiente



Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

A lo largo de la historia y en las investigaciones académicas realizadas se puede notar, que las garantías han sido utilizadas como un elemento fundamental dentro de las aplicaciones de la metodología de *credit scoring*, ya que mediante esta se puede recoger toda aquella información de los bienes que respaldan la aprobación de un crédito. Algunos de los resultados que se obtuvieron de estas investigaciones corroboran que aquellos créditos a quienes se les adjunto una garantía, tuvieron menos riesgo de caer en mora.

De lo antes mencionado se deduce que el signo esperado para esta variable dentro del modelo es **negativo**. Tal y como podemos verificar la relación bivalente, nos indica que existe una gran correlación entre las variables.

7.1.3. Etapa 3: Aprobación



Después del proceso de verificación tanto física como documental del negocio y del deudor, el siguiente nivel de análisis lo ejerce el comité de créditos, quienes se encargan de la revisión detallada de los justificativos de ingresos, patrimonio y validación de buro de crédito para aprobar o negar una operación.

Recordando que para nuestro caso se toman en consideración solo aquellos microcrédito que fueron aprobados y liquidados, las variables que se pueden recoger de este proceso son las siguientes.

❖ MONTO

Esta variable se define como la cantidad desembolsada por parte de la institución financiera, hacia el titular del crédito. Ahora bien, dentro de las instituciones financieras es importante resaltar que la aceptación de una solicitud de crédito con un monto alto, se dará siempre y cuando el solicitante haya demostrado tener un excelente historial de pago en obligaciones anteriores.

Dentro de un microcrédito se puede deducir que aquellos microempresarios que soliciten montos altos por lo general lo destinarán a la adquisición de activos fijos. Con lo antes mencionado podemos deducir que la concesión de un préstamo con un monto elevado será más riesgoso para la institución que un préstamo de monto bajo, de ahí que se espera obtener un signo **positivo** para esta variable.

Para finalizar, como podemos observar en la siguiente tabla, la correlación bivariada entre la variable independiente y la explicada, nos indica que las dos están relacionadas.

❖ PLAZO

Dentro de las instituciones financieras, es muy común medir el plazo del préstamo mediante el número de cuotas dispuestas para cada socio. Para nuestro proyecto esta variable será numérica y dependerá del número de pagos mensualizados que el cliente realice hasta cubrir totalmente la deuda adquirida.



Según un estudio realizado por (Yang, Nie, & Zhang, 2009) se llegó a la conclusión de que cuando existe un mayor plazo dentro de la concesión del crédito, se produce más inseguridad, por lo tanto existirá correlación positiva con el riesgo de impago. Idénticos resultados fueron obtenidos por (Lieli & White, 2008) en un estudio realizado en Alemania.

Ahora bien, con lo visto anteriormente el signo que esperamos dentro del modelo *logit* debe ser **positivo**, ya que a mayor duración del crédito mayor es el riesgo de pago existente en el mismo. Como se puede revisar existe una correlación entre el plazo del crédito con la falta de pago del cliente.

❖ INTERES

Esta variable se define como el costo que toda institución financiera establece en las operaciones de crédito. Dentro de las microfinanzas y debido a sus características, este tipo de créditos tienen elevadas tasas de interés. El análisis bivalente indica que existe una relación escasa entre la variable explicativa y la variable dependiente.

De esta forma podríamos deducir que cuanto mayor sea el precio o la tasa de interés fijada por la institución financiera, mayor será el riesgo de impago del crédito. Por este motivo esperamos un signo **positivo** para este estimador.

❖ FRECUENCIA

Esta variable hace referencia a la periodicidad del pago del crédito y se define como variable dummy que toma los valores de (0) un pago mensual, y como (1) un pago con una periodicidad diferente a la mensual (sea esta bimensual, trimestral, semestral o anual). La literatura existente en cuanto a la explicación es muy escasa, sin embargo para este trabajo se ha decidido incluir la misma ya que detrás de esta existe información relevante que puede ser de gran utilidad en el análisis.

Una periodicidad de pago diferente a la mensual, está estrechamente relacionada con la actividad micro a la que se dedique el socio, directamente con los negocios que involucren de por medio una actividad agrícola y/o



ganadera. Esto en base al ciclo de producción para las actividades agrícolas y el ciclo de cría y comercialización para el sector ganadero. Una periodicidad diferente a la mensual dependerá mucho del estricto nivel de ingresos que genere la producción en base a su respectivo ciclo, el cual muchas de las veces no coinciden con las fechas de pago de la obligación. El análisis bivariado indica una correlación significativa para esta variable.

7.1.4. Etapa 4: Impacto Del Ciclo Económico

Como se mencionó en el acápite de la descripción de las variables, un plus importante de la investigación es tratar de encontrar si existe o no relación entre los factores externos y la probabilidad de impago. Para esto es necesario incluir alguna(s) variables macroeconómicas que guarden cierta relación con el proceso de concesión de una operación de crédito y que su variación genere algún tipo de correlación con la mora adquirida por algunos socios.

En este sentido vamos a tener como referencia el estudio realizado por (Bellotti & Crook, 2007) quienes utilizan como variables explicativas principales información macroeconómica como el tipo de interés, el PIB, la tasa de desempleo, el IPC entre otras. Acorde a lo planteado por (Rayo, Lara, & Camino, 2010) la inclusión de estas variables se propone como la variación de las mismas dependiendo del plazo de la operación.

La tasa de variación para las variables macroeconómicas se calcula con la siguiente expresión

$$\Delta M_{i+j} = \frac{M_{i+j} - M_i}{M_i}$$

En donde

ΔM_{i+j} Representa la tasa de variación

M Es la variable macroeconómica considerada

i Periodo de la concesión del crédito (mes y año)



j Plazo de la operación (en meses)

De esta forma la tasa de variación se calcula como el cambio de la variable entre el momento de la aprobación del crédito y la misma al momento en que se amortizó de manera total la operación. En otras palabras se determina la variación de la economía, dentro del tiempo que dura el crédito.

Cabe recalcar que la inclusión de las variables que se detallan a continuación contribuye al análisis netamente explicativo, mas no predictivo, ya que la consecución de estas variables se da solamente cuando la operación ha sido amortizada completamente. Sin embargo su inclusión es muy importante ya que contribuye a establecer el impacto que tiene el entorno económico en el comportamiento de pago de las personas que acceden a un crédito.

❖ VARIACIÓN DE LAS TASAS DE INTERES

Una de las medidas más utilizadas para medir el costo de los préstamos o medir la renta del ahorro, es la tasa de interés. En todos los países los bancos centrales usan la política de incrementar la tasa de interés para que la economía crezca, sin embargo cuando existen épocas de recesión los bancos centrales han optado por reducir la tasa de interés, para de cierto modo poder reactivar la economía. El aumento de esta variable conlleva a que el costo que fijan las instituciones financieras sobre los créditos aumente, lo que hará que disminuya el consumo y a su vez la inversión.

Para nuestro proyecto consideramos la Tasa de Interés Activa Efectiva Referencial que proporciona el Banco Central correspondiente a los subsegmentos derivados del Microcrédito sean estos Minoristas, de Acumulación Simple o de Acumulación Ampliada. Con la información antes expuesta, podemos concluir que un aumento en la tasa de variación del interés, se verá reflejado en un aumento del precio de los créditos y la carga financiera que al final se deberá cancelar,²⁹ esto hará que sea más

²⁹ La tasa de interés otorgada es ajustable en el tiempo para toda operación, previa aprobación del Consejo de Administración.



difícil el pago del préstamo adquirido, por ende esperamos un signo **positivo** para esta variable.

❖ VARIACIÓN DE LA INFLACIÓN (IPC)

La inflación se define como un incremento general y continuo de los precios existentes dentro de una economía durante un determinado periodo de tiempo. Para el presente análisis vamos a definir a la variación de la Inflación como la variación obtenida del Índice de Precios al Consumidor dentro del plazo de tiempo existente entre la aprobación/desembolso y el pago total o amortización de la deuda, por lo general podemos esperar que un incremento en el nivel de los precios provoque que las personas pierdan su poder adquisitivo.

Una vez analizadas las repercusiones que tiene un aumento de la inflación, podemos llegar a la conclusión que esto afectará negativamente en el pago de obligaciones adquiridas por las familias, es por ello que dentro del modelo esperamos un signo **positivo** para esta variable en cuestión.

7.2. ANÁLISIS DEL PERFIL DE RIESGO

En base al análisis descriptivo que se ha realizado a las variables presentadas en el acápite anterior podemos definir de primera intención ciertas características cualitativas que permitan desarrollar un perfil que sea útil en la determinación de forma temprana si un socio es adverso o no al riesgo en una operación de crédito.³⁰ De esta forma podemos describir a un individuo como posible mal pagador si cumple las siguientes características.

- ❖ Socio de género **Masculino**,
- ❖ De estado Civil **Solo** (Soltero, Divorciado o Viudo),
- ❖ Va a destinar el Microcrédito para compra de **Capital de Trabajo**,
- ❖ Tiene ubicado su negocio/actividad en la zona **Rural**, y

³⁰ Se recalca que el análisis aún no es estadístico ni significativo, solo cualitativo de las variables que lo permita.



❖ No presenta **Garantías**

Este perfil cualitativo representa un primer paso que se puede tomar en cuenta dentro del análisis para la aprobación o negación de una operación de crédito, siendo esta una herramienta de apoyo y alerta mas no una verdad absoluta mucho menos significativa.

7.3. ESTIMACIÓN DEL MODELO

Como ya se explicó en el acápite referente a la metodología, el modelo a seguir es un *logit*, que se estima mediante la introducción de variables siguiendo la jerarquía del proceso de otorgar un crédito, es decir aceptando las variables significativas y que concuerden con el signo esperado y descartando aquellas que no cumplan con estas condiciones.

De esta manera se estima el modelo de la siguiente forma:

Tabla 12: Variables Introducidas a partir de la Información Básica del socio

Fase del proceso de concesión del microcrédito	VARIABLE	ESTIMADOR (β)	ESTADO	OBSERVACIÓN
ETAPA 1.1 – Información Básica	SEXO	-0.9546	EXCLUIDA	No Significativa
	ESTADO CIVIL	-0.7022	ACEPTADA	
	Nº CARGAS	0.0600	EXCLUIDA	No Significativa

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

Como se observa (Véase *Tabla 12*), de la información personal del socio se obtiene como única variable significativa el ESTADO CIVIL y pasa a formar parte del siguiente proceso, el resto de variables se omiten al no ser significativas. De la variable SEXO podemos indicar acorde a la base de



datos final que un 43,79% de la misma corresponde al género femenino y la diferencia al género masculino y tal como se observó en la descripción de esta variable, la diferencia entre un género y otro como buen o mal pagador es mínima, motivo por el cual se explica la no representatividad dentro del modelo.

En cuanto a la variable CARGAS se puede indicar su estrecha relación con la calidad de la información obtenida por parte de la Cooperativa, ya que al no existir un control estricto sobre la misma, esta variable se encuentra sujeta a omisión por parte del cliente, es decir ocultar la existencia de cargas familiares que disminuyan su capacidad de pago y que no le permitan acceder al monto solicitado.

Tabla 13: Variables Introducidas a partir de la Inspección y Análisis del Entorno del Negocio

Fase del proceso de concesión del microcrédito	VARIABLE	ESTIMADOR (β)	ESTADO	OBSERVACIÓN
Etapa anterior	ESTADO CIVIL	-0.6742	ACEPTADA	
Etapa 1.2: Entorno del negocio	ZONA	0.382	ACEPTADA	
	DESTINO	-0.2262	ACEPTADA	

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

De la inspección física del negocio realizada por el asesor de crédito, se obtiene las variables ZONA y DESTINO, las cuales como se observa (Véase *Tabla 13*), ambas son significativas y continúan siendo parte en el proceso de estimación.

Tabla 14: Variables Introducidas a partir del Análisis Financiero

Fase del proceso de concesión del microcrédito	VARIABLE	ESTIMADOR (β)	ESTADO	OBSERVACIÓN



Etapas anteriores	ESTADO CIVIL	-0.6594	ACEPTADA	
	ZONA	0.3744	ACEPTADA	
	DESTINO	-0.2521	ACEPTADA	
Etapa 1.3 – Análisis Financiero	R1	0.4210	EXCLUIDA	No Significativa
	R5	0.8083	ACEPTADA	
	R8	-0.2270	EXCLUIDA	No Significativa

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

De los Ratios calculados en base a la información y documentación brindada por el socio se determina que el nivel de ENDEUDAMIENTO es la única variable significativa en este proceso de análisis y continua siendo parte del proceso de estimación, el resto de variables se omiten al no ser significativas. Se puede explicar la no influencia de los ratios de Activos y el ROE si tenemos en cuenta la informalidad de las actividades microeconómicas presentadas por los socios y por el ende la información obtenida de las mismas ya que en la mayoría de los casos la no existencia de documentación formal (declaraciones, balances, estados de resultado, etc) sesga la estimación.

Tabla 15: Variables Introducidas a partir del Análisis de Garantías

Fase del proceso de concesión del microcrédito	VARIABLE	ESTIMADOR (β)	ESTADO	OBSERVACIÓN
Etapas anteriores	ESTADO CIVIL	-0.6354	ACEPTADA	
	ZONA	0.3569	ACEPTADA	
	DESTINO	-0.2190	ACEPTADA	
	R5	0.9161	ACEPTADA	
Etapa 2	GARANTÍAS	-0.7838	ACEPTADA	

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final



La única variable resultante de este proceso resulta significativa y con el signo esperado, por lo tanto se resuelve que continua siendo parte del proceso de estimación y hasta el momento continua siendo parte del modelo final.

Tabla 16: Variables Introducidas a partir de la etapa de Aprobación

Fase del proceso de concesión del microcrédito	VARIABLE	ESTIMADOR (β)	ESTADO	OBSERVACIÓN
Etapas anteriores	ESTADO CIVIL	-0.5607	ACEPTADA	
	ZONA	0.3626	ACEPTADA	
	DESTINO	0.3608	ACEPTADA	
	R5	1.3474	ACEPTADA	
	GARANTÍAS	-0.04382	ACEPTADA	
Etapa 3	MONTO	0.00005	ACEPTADA	
	PLAZO	-0.0582	ACEPTADA	Error en signo esperado
	FRECUENCIA	-0.6250	ACEPTADA	
	INTERÉS	38.20	ACEPTADA	

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

De la etapa concerniente a la aprobación del crédito se obtiene que todas las variables derivadas de esta fase resultan significativas, sin embargo hay que hacer un paréntesis especial y referirse a la variable PLAZO, que de acuerdo



a la descripción detallada en el acápite anterior y acorde a la literatura existente se resolvió esperar un signo positivo de esta variable.

Como se observa en la *Tabla 16* el resultado es un estimador con signo contrario al esperado, sin embargo se puede inferir que para nuestra investigación el signo del estimador para esta variable es muy subjetivo y sujeto a un análisis más detallado.

Podemos explicar este suceso como resultado de la informalidad de la información levantada, es decir el socio muchas veces puede llegar a sobrestimar sus ingresos y subestimar sus gastos, con el fin de obtener el crédito. Con una capacidad de pago sesgada un microcrédito puede llegar a aprobarse por un monto “elevado” y por un plazo corto, esto hace que las cuotas sean altas y en la realidad al momento de responder a la obligación se tenga inconvenientes. Una referencia cercana a lo mencionado la presenta (Lawrence & Arshadi, 1995) quienes destacan al plazo como el factor más importante dentro de una operación crediticia para determinar si esta va a ser cancelada con normalidad o va a tener que ser refinanciada.

Tabla 17: Variables Introducidas a partir del Análisis de Variables Macroeconómicas

Fase del proceso de concesión del microcrédito	VARIABLE	ESTIMADOR (β)	ESTADO	OBSERVACIÓN
Etapas anteriores	ESTADO CIVIL	-0.5808	ACEPTADA	
	ZONA	0.3548	ACEPTADA	
	DESTINO	0.3258	ACEPTADA	
	R5	1.3808	ACEPTADA	
	GARANTÍAS	-0.4404	ACEPTADA	
	MONTO	0.00005	ACEPTADA	
	PLAZO	-0.5384	ACEPTADA	
	FRECUENCIA	-0.5935	ACEPTADA	



	INTERÉS	37.3214	ACEPTADA	
Etapa 4	VAR.	4.1147	ACEPTADA	
	INTERES			
	VAR. IPC	0.7630	ACEPTADA	

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final

El análisis del ciclo económico para nuestra investigación tuvo como resultado que las variables incluidas resultaron significativas y con los signos esperados, con lo que se concluye que el comportamiento de la economía influye en el carácter de pago de un socio.

En el siguiente capítulo se interpretan y se discuten los resultados obtenidos, así como también se evalúa la consistencia y validez del modelo calculado.

8. RESULTADOS

Del capítulo anterior obtuvimos las variables que se van a considerar de manera final utilizando la regresión logística como método de cálculo. En esta sección se presentan los resultados y su respectiva interpretación que fueron obtenidos a partir de la estimación del modelo, mismo que presenta valores correctamente clasificados en un 85.79% que brinda una idea de la correcta especificación y confiabilidad del modelo estimado³¹.

Como se puede observar en la Tabla 18 el modelo estimado a partir de la metodología de Máxima Verosimilitud nos dio como resultado para el modelo global final los siguientes valores:

Tabla 18: Variables Consideradas en el Modelo Final

ETAPA	VARIABLE	β
ETAPA 1: RECEPCIÓN DE DOCUMENTOS Y EVALUACIÓN DEL EXPEDIENTE		
a. Información Personal del Socio	Estado Civil	-0.5808***

³¹ Véase ANEXO C para mayor detalle sobre la validación del modelo.

b. Inspección y Análisis del Entorno	Zona	0.3548***
	Destino	0.3258**
c. Análisis Financiero	R5: Endeudamiento	1.3808***
ETAPA 2: EVALUACIÓN DE GARANTÍAS	Garantías	-0.4404**
ETAPA 3. APROBACIÓN	Monto	0.00005***
	Plazo	-0.5384***
	Frecuencia	-0.5935***
	Interés	37.3214***
ETAPA 4: ENTORNO MACROECONÓMICO	Variación en la Tasa de Interés	4.1147***
	Variación en la Inflación (IPC)	0.7630*

Nivel de significancia: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final, 2014

Como sabemos la interpretación de estos resultados no se puede dar de manera lineal, sino por el contrario solo representan el cambio en el logit de la Variable Dependiente, dados cambios unitarios en las regresoras (*ceteris paribus*).

En este sentido y para una interpretación más eficiente de los resultados, es necesario calcular la tasa de cambio de la probabilidad, para esto se remite al cálculo de los efectos marginales de cada variable independiente.³²

Tabla 19: Interpretación de Resultados en base a Efectos Marginales

VARIABLE	EFFECTO MARGINAL (dy/dx)	INTERPRETACIÓN
Estado Civil	-0.0701	Una persona que tenga “Unión Familiar”, reduce en un 7.01% la probabilidad de caer en mora.
Zona	0.0420	Un negocio que se encuentre ubicado en una zona “Rural” incrementa las probabilidades de

³² El efecto marginal de las variables dicótomos se interpreta como un cambio discreto de las mismas.



		caer en default en un 4.20%
Destino	0.0356	Solicitar un préstamo para invertir en “Activo Fijo” aumenta la posibilidad de impago en un 3.56%
R5: Endeudamiento	0.1580	Por cada punto porcentual que se incrementa el nivel de endeudamiento con respecto al patrimonio, el riesgo de caer en mora se incrementa un 15.80%
Garantías	-0.0567	Respaldar la operación de crédito con una “Garantía” reduce la probabilidad de impago en un 5.67%
Monto	0.000000594	Por cada dólar que se incrementa el monto aprobado, el riesgo de caer en mora se incrementa un 0.0000594%
Plazo	-0.0062	Por cada mes que se incrementa el plazo de la operación el riesgo de caer en default se reduce un 0.62%
Frecuencia	-0.0600	Escoger una periodicidad de pago diferente a la mensual, reduce el riesgo de impago en un 6.00%
Interés	4.2709	Por cada punto porcentual que se incrementa la tasa de interés el riesgo de mora se incrementa en un 427.09%
Variación en la Tasa de Interés	0.4709	Por cada cambio unitario en la tasa de variación del interés por la duración del crédito el riesgo de impago se incrementa un 47.09%
Variación en el IPC	0.0873	Por cada cambio unitario en la tasa de variación del IPC por la duración del crédito el riesgo de impago se



		incrementa un 8.73%
--	--	---------------------

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final, 2014

Como ya se había descrito con anterioridad, el modelo *logit* tiene entre sus ventajas la característica de calcular probabilidades. En este sentido podemos dar valores al modelo calculado y de esta forma obtener el porcentaje de riesgo de impago para dicho perfil. A manera de ejemplo vamos a considerar valores para las siguientes variables³³

- ❖ Estado Civil (**Casado**)
- ❖ Zona (**Rural**)
- ❖ Destino (**Capital de Trabajo**)
- ❖ Garantías (**Sin garantías**)

Si la persona que solicita la operación de crédito cumple con este pequeño perfil de riesgo tomado como ejemplo, la probabilidad de impago acorde a los resultados expuestos en la Tabla 20 es del 29.45% lo que puede brindar de manera temprana una alerta para un análisis más detallado o incluso que permita cambiar las condiciones del préstamo para que el riesgo disminuya. Este proceso se lo realiza utilizando los efectos marginales del modelo calculado utilizando el perfil de cualquier persona de la base o incluso para determinar la probabilidad de impago de un perfil nuevo.

Tabla 20: Probabilidad de caer en mora por parte de socio que cumple con perfil de riesgo

Marginal effects after logit
 $y = \Pr(VDEPEND) \text{ (predict)}$
 $= .29446409$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
ECIVIL*	-.1498158	.02898	-5.17	0.000	-.206621 -.093011	1
ZONA*	.0706827	.02463	2.87	0.004	.0224 .118965	1
DESTINO*	-.0363236	.02635	-1.38	0.168	-.087964 .015317	0
GARANT~2*	-.1303216	.03156	-4.13	0.000	-.192184 -.068459	0

Elaboración: Los autores

Fuente: Base de datos final, 2014

³³ Para obtener el resultado y la probabilidad respectiva, se estima el modelo solo con las variables descritas.



De esta forma se prueba la validez del modelo y su utilidad que no solo ha permitido conocer las principales características de que generan riesgo a una operación que tiene por objeto otorgar un microcrédito, sino que además cumple con el papel de predecir la probabilidad de caer en mora antes de aprobar el préstamo.

9. CONCLUSIONES

El presente proyecto se planteó como objetivo desarrollar un modelo de análisis alternativo para medir o calcular el riesgo de impago de una operación crediticia que corresponda al segmento de microcrédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo tomando la información de préstamos otorgados durante el periodo 2014 y que hayan sido amortizados en su totalidad.

Los resultados obtenidos nos permiten determinar que variables o características influyen significativamente en el riesgo de impago de una operación crediticia siendo dichas variables las siguientes: Estado Civil, Zona, Destino, R5 (Ratio de Endeudamiento), Garantías, Monto, Plazo, Frecuencia e Interés como variables obtenidas a partir de la base de datos. Adicional a estas, se determina como relevantes y significativas la inclusión de la Variación de la Tasa de Interés y la Variación de la Inflación (IPC) como variables resultantes de un análisis macroeconómico para determinar la influencia del ciclo económico dentro de la probabilidad de caer en mora.

Para la consecución de los resultados se estimó un modelo de probabilidad logística (*logit*) escogido por sus bondades estadísticas y que constituyen una herramienta que tiene como principal ventaja el cálculo de probabilidades de impago de un socio que requiere un préstamo. Las



variables fueron introducidas siguiendo el orden jerárquico en cuanto al proceso de aprobación de un crédito se refiere.

De esta forma, la presente investigación diseña un modelo estadístico – econométrico capaz de predecir de manera correcta un 85.79% de las operación de credito con un nivel de ajuste aceptable para el modelo global final considerado.

Se debe tener en consideración que si bien la base de datos inicial constaba de un gran número de observaciones, la informacion era incompleta para muchos casos, por lo cual, la calidad de los datos recogidos constituyó un limitante para el desarrollo del estudio, sin embargo en base a la estimación y ajuste del modelo esto no afectó a los resultados finales.

10. RECOMENDACIONES

- ❖ Como ya se mencionó en la última parte de las conclusiones la calidad de la información es un punto muy importante a mejorar no solo en la Cooperativa Jardín Azuayo sino en el Sistema Cooperativo en General, implementar un solicitud de crédito impresa que permita tener un respaldo sobre la información presentada por el socio es un tema fundamental a desarrollar.
- ❖ La presente investigación necesitó de información de créditos ya amortizados, la misma que no tuvo un fácil acceso. Este punto también es representativo, pues darle seguimiento y guardar la información de los créditos cancelados es muy importante para futuras investigaciones y proyectos que se realicen dentro de la propia institución.
- ❖ Las variables resaltadas en el presente estudio como significativas y relevantes en el cálculo de probabilidad de impago de una operación de crédito puedes servir como base para el desarrollo de futuras metodologías por parte de la institución, esto junto a un mejor manejo en la calidad de la información puede permitir la aplicas de nuevas y



mejores herramientas estadísticas y econométricas que permitan mejorar la calidad de los resultados.

- ❖ Para finalizar se debe tener en cuenta de manera clara que el modelo aquí planteado y los resultados obtenidos no representan una decisión real para determinar si el cliente es buen pagador o mal pagador, sino que se transforma en una herramienta de apoyo para el proceso de análisis y aprobación de la operación y que puede fortalecer el criterio humano.

11. BIBLIOGRAFÍA

- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, XXIII(4), 589-609.
- Altman, E. I. (Septiembre de 1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, XXIII(4), 589-609.
- Ámsterdam, C. d. (2002). Informe Anual 2002. *Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Universidad Libre de Ámsterdam*.
- Arenas, M. A., Rodríguez, P., & Piñeyrúa, A. (2012). *Credit Scoring: Evaluación del riesgo crediticio de la cartera de Microcréditos de una institución financiera en Uruguay*. Montevideo.
- Ávila Bustos, J. C. (2005). *Medición y Control de Riesgos Financieros en Empresas del Sector Real*. Bogotá.
- Ayouche, S., Aboulaich, R., & Ellaia, R. (2017). Partnership credit scoring classification problem: a neural network approach. *International Journal of Applied Engineering Research*, 693-704.
- Baesen, B. (2003). Benchmarking state of the art classification algorithms for credit scoring. *Journal of Operational Research Society*, 627-635.



- Bellotti, A., & Crook, J. (2007). Credit Scoring with macroeconomic variables using survival analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 60(12), 1699-1707.
- Bensic, M., Sarlija, N., & Zekic-Susac, M. (2005). Modelling small-business credit scoring by using logistic regression, neural networks and decision trees. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 133-150.
- Blanco, A., Pino, R., & Lara, J. (2014). Modeling the Financial Distress of Microenterprise Start-ups Using Support Vector Machines: a case study. *Innovar 24(SPE)*, 153-168.
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: evidence from Peru. *Expert Systems with applications*, 356-364.
- Boyes, W., Hoffman, D., & Low, S. (1989). A Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem. *Journal of Econometrics*(40), 3-14.
- Campoverde, F. (2008). *El Riesgo Crediticio*. Recuperado el 02 de Febrero de 2018, de Zona Económica: <https://www.zonaeconomica.com/riesgo-crediticio>
- Charnes, A., Cooper, W., & Rhodes, E. (1997). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 429-444.
- Correa, E., & Girón, A. (2004). Economía Financiera Contemporánea. En A. Chapoy Bonifaz, *El Sistema Financiero Internacional* (págs. 49-110). México DF. Obtenido de <https://books.google.com.mx/books?id=VQjJ67HEyCkC&pg=PA49&q=sistema+int&hl=es#v=onepage&q&f=false>
- Davis, H. R., Edelman, D. B., & Grammerman, A. J. (1992). Machine-Learning Algorithms for Credit-Card Applications. *Journal of Management Mathematics* , 43-51.
- De Cnudde, S., Moeyersoms, J., Stankova, M., Tobback, E., Javalry, V., & Martens, D. (2015). Who cares about your Facebook friends? Credit scoring for microfinance. (No. 2015018).
- Dellien, H. (2003). Credit Scoring in Microfinance: Guidelines Based on Experience with WWB Affiliates in Colombia and the Dominican Republic. *Women's World Banking*, 1-15.
- Dellien, H., & Schreiner, M. (18 de Diciembre de 2005). Credit scoring, banks, and microfinance: Balancing High-Tech with High-Touch. *Microenterprise Development Review*, 1-16.



- Dinh, T., & K. S. (2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471-495.
- Falbo, P. (1991). Credit Scoring by enlarged discriminant models. *OMEGA The International Journal of Management Science*, XIX(4), 275-289.
- García, C., Cárdenas, G., & Molina, C. (2011). Análisis de la Intermediación Financiera en el escenario de las crisis de los siglos XX y XXI. *SOPHIA*, 7(1), 106-128.
- Greene, W. (1992). A Statistical Model for Credit Scoring. *Working Papers* 92-29.
- Jácome, M. d., & Vitores, S. E. (2012). *Diseño de un sistema de calificación de clientes de la cartera de microcréditos de una institución bancaria ecuatoriana*. Guayaquil.
- Johnson, S., & Kidder, T. (1999). Glonalization and gender dilemmas for microfinance organizations. *Small Enterprise Development*, 10(3), 4-15.
- Kammoun, A., & Triki, I. (2016). Credit scoring models for a Tunisian microfinance institution: comparison between artificial neural network and logistic regression. *Review of Economics & Finance*, 61-78.
- Kim, H. S., & Sohn, S. Y. (2010). Support vector machines for default prediction of SMEs based on technology credit. *European Journal of Operational Research*, 838-846.
- Kolesa, P., & Showers, J. L. (Febrero de 1985). Robust Credit Screening Model Using Categorical Data. *Managment Science*, XXXI(2), 123-133.
- Lara Rubio, J. (2010). *La Gestión de Riesgo de Crédito en las Instituciones de Microfinanzas*. Editorial de la Universidad de Granada.
- Lara, J., Molina, V., & Holgado, M. d. (2014). Manual de procedimientos para la gestión del riesgo de microcrédito. *Madrid: Godel*.
- Lawrence, E., & Arshadi, N. (1995). A Multinomial Logit Analysis of Problem Loan Resolution Choices in Banking. *Journal of Money Credit and Banking*, 202-216.
- Lee, T., Chiu, C., & Chen, I. (2002). Credit Scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert System with Applications*, 245-254.
- Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario. (28 de Abril de 2011). Quito.
- Lieli, R., & White, H. (2008). The Construction of Empirical Credit Scoring Rules. *University of California*.



- Makowski, P. (1985). Credit Scoring Branches Out: Decision Tree - Recent Technology. *Credit World*, 30-37.
- Malhotra, R., & Malhotra, D. (2003). Evaluating consumer loans using neural network. *Omega*, 83-96.
- Nacional, A. (20 de Octubre de 2008). Constitución de la República del Ecuador. *Registro Oficial No. 449*. Montecristi, Manabí, Ecuador.
- Nacional, A. (05 de Septiembre de 2014). Código Orgánico Monetario y Financiero. Quito.
- Naranjo Chiriboga, M. (Marzo de 2004). Dos década perdidas: los ochenta y noventa. *Cuestiones Económicas*, XX(1), 223-250. Recuperado el 30 de Enero de 2018, de https://www.bce.fin.ec/cuestiones_economicas/images/PDFS/2004/No1/Vol.20-1-2004MarcoNaranjo.pdf
- Orgler, Y. E. (1970). A Credit Scoring Model for Commercial Loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, II(4), 435-445.
- Orgler, Y. E. (1971). Evaluation of Bank Consumer Loans with Credit Scoring Models. *Journal of Bank Research*, 31-37.
- Quilcate, J. (21 de Agosto de 2015). Obtenido de Jorge Quilcate Blog Oficial: <http://jorgequilcate.com/new/2015/08/21/el-sistema-de-intermediacion-financiera/>
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (Junio de 2010). Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, XV(28), 89-124.
- Reinke, J. (1998). How to lend like mad and make a profit: A micro-credit paradigm versus the start-up fund in South Africa. *The Journal of Development Studies*, 44-61.
- Romero, B. (31 de Agosto de 2015). Obtenido de Tus Finanzas: Programa de Educación Financiera: <https://tusfinanzas.ec/blog/2015/08/31/la-estructura-del-sistema-financiero-ecuatoriano/>
- Saravia-Matus, S., & Saravia-Matus, J. (2012). Gender Issues in Microfinance and Repayment Performance: The Case of a Nicaraguan Microfinance Institution. *Encuentros No. 91*, 7-31.
- Schreiner, M. (1999). A scoring model of the risk os costly arrears at a microfinance lender in Bolivia. *Microfinance Risk Management and Center for Social Development. Washington University in St. Louis*.
- Schreiner, M. (2002). Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas. *Microfinace Risk Management*.



- Schreiner, M. (2003). Scoring Drop-out at a Microlender in Bolivia. *Savings and Development*, 101-118.
- Superintendencia_de_Bancos. (2018). *Reseña Histórica y Generalidades*. Obtenido de Superintendencia de Bancos: www.superbancos.gob.ec
- Vásconez, G. (2005). Manual Metodológico de Microcrédito Individual para Cooperativas de Ahorro y Crédito (CACs).
- Viganò, L. (1993). A credit scoring model for development banks: An African case study. *Savings and Development*, 441-482.
- Vogelgesang, U. (2003). Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development*, 2085-2114.
- Wiginton, J. C. (Septiembre de 1980). A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, XV(3), 757-770.
- Yang, Y., Nie, G., & Zhang, L. (2009). *Retail exposures credit scoring models for Chinese commercial banks*. Berlin: En: ALLEN ET AL (Eds.).
- Zeller, M. (1998). Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intragroup risk pooling, and social cohesion. *Economic development and cultural change*, 599-620.

12. ANEXOS

A. ANÁLISIS DE CORRELACIONES BIVARIADAS



Correlaciones

	VDEPDEN	SEXO
Correlación de Pearson	1	-,013
Sig. (bilateral)		,571
N	1900	1900
Correlación de Pearson	-,013	1
Sig. (bilateral)	,571	
N	1900	1900

Correlaciones

	VDEPDEN	CARGAS
Correlación de Pearson	1	,004
Sig. (bilateral)		,853
N	1900	1833
Correlación de Pearson	,004	1
Sig. (bilateral)	,853	
N	1833	1833

Correlaciones

	VDEPDEN	ESTCIVIL
Correlación de Pearson	1	-,126**
Sig. (bilateral)		,000
N	1900	1900
Correlación de Pearson	-,126**	1
Sig. (bilateral)	,000	
N	1900	1900

Correlaciones

	VDEPDEN	DESTINO
Correlación de Pearson	1	-,046*
Sig. (bilateral)		,044
N	1900	1900
Correlación de Pearson	-,046*	1
Sig. (bilateral)	,044	
N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

*. La correlación es significativa al nivel 0,05 (bilateral).

Correlaciones

	VDEPDEN	ZONA
Correlación de Pearson	1	,070**
Sig. (bilateral)		,002
N	1900	1900
Correlación de Pearson	,070**	1
Sig. (bilateral)	,002	
N	1900	1900

Correlaciones

	VDEPDEN	R1_ROTACT
Correlación de Pearson	1	,039
Sig. (bilateral)		,089
N	1900	1900
Correlación de Pearson	,039	1
Sig. (bilateral)	,089	
N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Correlaciones

	VDEPDEN	R5_ENDEU
Correlación de Pearson	1	,077**
Sig. (bilateral)		,001
N	1900	1900
Correlación de Pearson	,077**	1
Sig. (bilateral)	,001	
N	1900	1900

Correlaciones

	VDEPDEN	R8_ROE
Correlación de Pearson	1	,061**
Sig. (bilateral)		,008
N	1900	1900
Correlación de Pearson	,061**	1
Sig. (bilateral)	,008	
N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).



Correlaciones

		VDEPDEN	GARANTIAS2
	Correlación de Pearson	1	-,125**
VDEPDEN	Sig. (bilateral)		,000
	N	1900	1900
	Correlación de Pearson	-,125**	1
GARANTIAS2	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Correlaciones

		VDEPDEN	MONTO
	Correlación de Pearson	1	-,119**
VDEPDEN	Sig. (bilateral)		,000
	N	1900	1900
	Correlación de Pearson	-,119**	1
MONTO	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Correlaciones

		VDEPDEN	PLAZO
	Correlación de Pearson	1	-,290**
VDEPDEN	Sig. (bilateral)		,000
	N	1900	1900
	Correlación de Pearson	-,290**	1
PLAZO	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Correlaciones

		VDEPDEN	INTERES
	Correlación de Pearson	1	,129**
VDEPDEN	Sig. (bilateral)		,000
	N	1900	1900
	Correlación de Pearson	,129**	1
INTERES	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Correlaciones

		VDEPDEN	FRECUENCIA
	Correlación de Pearson	1	-,088**
VDEPDEN	Sig. (bilateral)		,000
	N	1900	1900
	Correlación de Pearson	-,088**	1
FRECUENCIA	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1900	1900

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).

Correlaciones

		VDEPDEN	VARINT
	Correlación de Pearson	1	,142**
VDEPDEN	Sig. (bilateral)		,000
	N	1900	1900
	Correlación de Pearson	,142**	1
VARINT	Sig. (bilateral)	,000	
	N	1900	1900

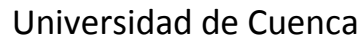
** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).



B. ESTIMACIÓN DEL MODELO (PROCESO)

Tabla B1: Cuadro Descriptivo de Variables

Vari				
NUM				
VDE				
EDUC2				
EC				
C2		Correlaciones		
DES			VDEPDEN	VARINFLA
		Correlación de Pearson	1	,148**
		Sig. (bilateral)		,000
		N	1900	1900
		Correlación de Pearson	,148**	1
GARAN2		Sig. (bilateral)	,000	
N		N	1900	1900
I				
FRECUE		** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).		
IN2				
VARIN2				
VARINFL2				



Logistic regression	Number of obs	=	1,900
	LR chi2(3)	=	31.81
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -858.15812	Pseudo R2	=	0.0182

VDEPEND	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
SEXO	-.0954586	.1239138	-0.77	0.441	-.3383252	.147408
ECIVIL	-.7022849	.1251911	-5.61	0.000	-.9476549	-.4569149
CARGAS	.0600987	.0458291	1.31	0.190	-.0297248	.1499221
_cons	-1.223828	.1199262	-10.20	0.000	-1.458879	-.9887767

Tabla B3: Estimación a partir de las variables obtenidas de la inspección y análisis del entorno (incluye variables aceptadas de procesos anteriores)

Logistic regression	Number of obs	=	1,900
	LR chi2(3)	=	42.63
	Prob > chi2	=	0.0000
Log likelihood = -852.75008	Pseudo R2	=	0.0244

VDEPEND	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ECIVIL	-.6742675	.1230267	-5.48	0.000	-.9153954	-.4331397
ZONA	.3872134	.1243503	3.11	0.002	.1434912	.6309355
DESTINO	-.2262428	.1292938	-1.75	0.080	-.4796541	.0271684
_cons	-1.187484	.1328754	-8.94	0.000	-1.447915	-.9270534

Tabla B4: Estimación a partir de las variables obtenidas del análisis financiero (incluye variables aceptadas de procesos anteriores)



Logistic regression

Number of obs = 1,900

LR chi2(6) = 56.05

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.0321

Log likelihood = -846.04046

VDEPEND	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ECIVIL	-.657907	.1237751	-5.32	0.000	-.9005017	-.4153123
ZONA	.3777131	.1250263	3.02	0.003	.1326661	.6227601
DESTINO	-.2522149	.130609	-1.93	0.053	-.5082039	.0037741
R1	.1784857	.209366	0.85	0.394	-.2318641	.5888355
R5	.767002	.2753206	2.79	0.005	.2273836	1.30662
R8	.1013989	.092544	1.10	0.273	-.079984	.2827818
_cons	-1.338659	.1423149	-9.41	0.000	-1.617591	-1.059727

Tabla B5: Estimación a partir de las variables obtenidas del análisis de garantías (incluye variables aceptadas de procesos anteriores)

Logistic regression

Number of obs = 1,900

LR chi2(5) = 75.24

Prob > chi2 = 0.0000

Pseudo R2 = 0.0430

Log likelihood = -836.44708

VDEPEND	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ECIVIL	-.635469	.1243344	-5.11	0.000	-.8791599	-.3917781
ZONA	.3569011	.1257191	2.84	0.005	.1104962	.603306
DESTINO	-.219081	.1315489	-1.67	0.096	-.4769122	.0387502
R5	.9161122	.2688022	3.41	0.001	.3892695	1.442955
GARANTIAS2	-.7831513	.1577211	-4.97	0.000	-1.092279	-.4740237
_cons	-.7128631	.1836663	-3.88	0.000	-1.072842	-.3528838

Tabla B6: Estimación a partir de las variables obtenidas del proceso de aprobación (incluye variables aceptadas de procesos anteriores)



Logistic regression

Number of obs = 1,900

LR chi2(9) = 263.12

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -742.5031

Pseudo R2 = 0.1505

VDEPEND	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ECIVIL	-.5607367	.1333261	-4.21	0.000	-.8220511	-.2994223
ZONA	.3626451	.1345633	2.69	0.007	.0989058	.6263843
DESTINO	.3608186	.1439781	2.51	0.012	.0786267	.6430104
R5	1.347418	.2867128	4.70	0.000	.7854709	1.909364
GARANTIAS2	-.4382458	.1906481	-2.30	0.022	-.8119092	-.0645824
MONTO	.0000509	.0000155	3.29	0.001	.0000205	.0000812
PLAZO	-.0582618	.0054381	-10.71	0.000	-.0689202	-.0476034
FRECUENCIA	-.6250223	.1843881	-3.39	0.001	-.9864164	-.2636282
INTERES	38.20798	8.621391	4.43	0.000	21.31037	55.1056
_cons	-4.00926	1.307051	-3.07	0.002	-6.571034	-1.447486

Tabla B7 – MODELO GLOBAL FINAL: Estimación a partir de las variables obtenidas del análisis macroeconómico (incluye variables aceptadas de procesos anteriores)

Logistic regression

Number of obs = 1,900

LR chi2(11) = 276.91

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -735.6086

Pseudo R2 = 0.1584

VDEPEND	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ECIVIL	-.5808579	.1345362	-4.32	0.000	-.844544	-.3171718
ZONA	.3548454	.1357525	2.61	0.009	.0887755	.6209154
DESTINO	.3258193	.1463047	2.23	0.026	.0390673	.6125712
R5	1.380853	.2871437	4.81	0.000	.8180618	1.943644
GARANTIAS2	-.4404968	.1940879	-2.27	0.023	-.8209021	-.0600914
MONTO	.0000519	.0000155	3.35	0.001	.0000215	.0000823
PLAZO	-.0538495	.0055875	-9.64	0.000	-.0648007	-.0428983
FRECUENCIA	-.5935717	.1849285	-3.21	0.001	-.9560249	-.2311186
INTERES	37.32145	8.634959	4.32	0.000	20.39724	54.24566
VARINTERES	4.114793	1.591478	2.59	0.010	.9955544	7.234032
VARINFLACION	.7630156	.3969115	1.92	0.055	-.0149167	1.540948
_cons	-3.361877	1.350562	-2.49	0.013	-6.008931	-.7148242



C. VALIDACIÓN DEL MODELO – POSESTIMACIÓN

Tabla C1: Efectos Marginales para el Modelo Global

Marginal effects after logit
 $y = \text{Pr}(V\text{DEPEND}) \text{ (predict)}$
 $= .13181061$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% C.I.]	X
ECIVIL*	-.0701715	.01702	-4.12	0.000	-.103537 -.036806	.618947
ZONA*	.0420522	.01659	2.53	0.011	.009536 .074568	.371053
DESTINO*	.0356628	.0154	2.32	0.021	.005482 .065844	.69
R5	.1580201	.03246	4.87	0.000	.09439 .22165	.167009
GARANT~2*	-.0567155	.02786	-2.04	0.042	-.111324 -.002107	.867368
MONTO	5.94e-06	.00000	3.37	0.001	2.5e-06 9.4e-06	9999.82
PLAZO	-.0061624	.00062	-9.90	0.000	-.007382 -.004943	63.0611
FRECUE~A*	-.0600618	.01637	-3.67	0.000	-.092147 -.027977	.212632
INTERES	4.270938	.96343	4.43	0.000	2.38264 6.15923	.144814
VARINT~S	.4708829	.18269	2.58	0.010	.112807 .828958	-.024798
VARINF~N	.0873169	.04579	1.91	0.057	-.002437 .177071	-.876143

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Tabla C2: Porcentaje de Clasificación Global



Classified + if predicted $Pr(D) \geq .5$

True D defined as $VDEPEND \neq 0$

Sensitivity	$Pr(+ D)$	21.34%
Specificity	$Pr(- \sim D)$	99.24%
Positive predictive value	$Pr(D +)$	85.37%
Negative predictive value	$Pr(\sim D -)$	85.81%
False + rate for true $\sim D$	$Pr(+ \sim D)$	0.76%
False - rate for true D	$Pr(- D)$	78.66%
False + rate for classified +	$Pr(\sim D +)$	14.63%
False - rate for classified -	$Pr(D -)$	14.19%
Correctly classified		85.79%

Tabla C3: Prueba de Hosmer-Lemeshow

Group	Prob	Obs_1	Exp_1	Obs_0	Exp_0	Total
1	0.0385	7	5.0	183	185.0	190
2	0.0583	10	9.2	180	180.8	190
3	0.0792	23	13.1	167	176.9	190
4	0.1017	26	17.0	164	173.0	190
5	0.1278	15	21.6	175	168.4	190
6	0.1608	28	27.1	162	162.9	190
7	0.1979	31	34.1	159	155.9	190
8	0.2490	26	42.9	164	147.1	190
9	0.3566	51	56.2	139	133.8	190
10	0.9452	111	101.7	79	88.3	190

number of observations = 1900
 number of groups = 10
 Hosmer-Lemeshow $\chi^2(8)$ = 28.01
 Prob > χ^2 = 0.0005

Tabla C3: Curva ROC

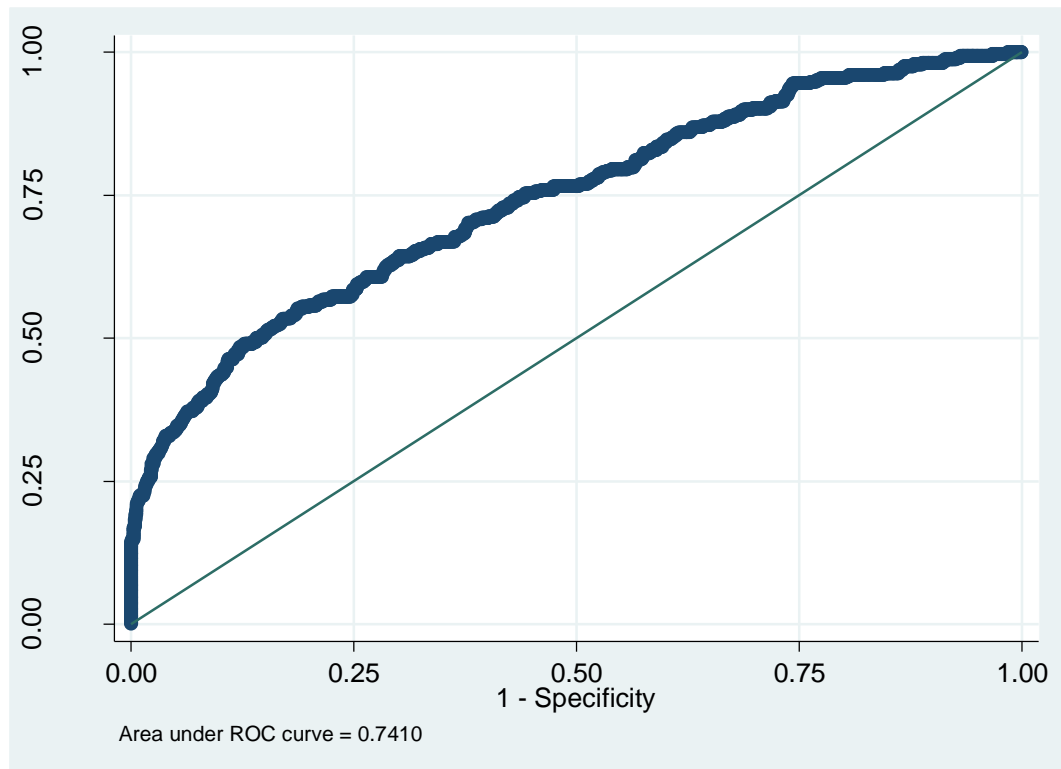
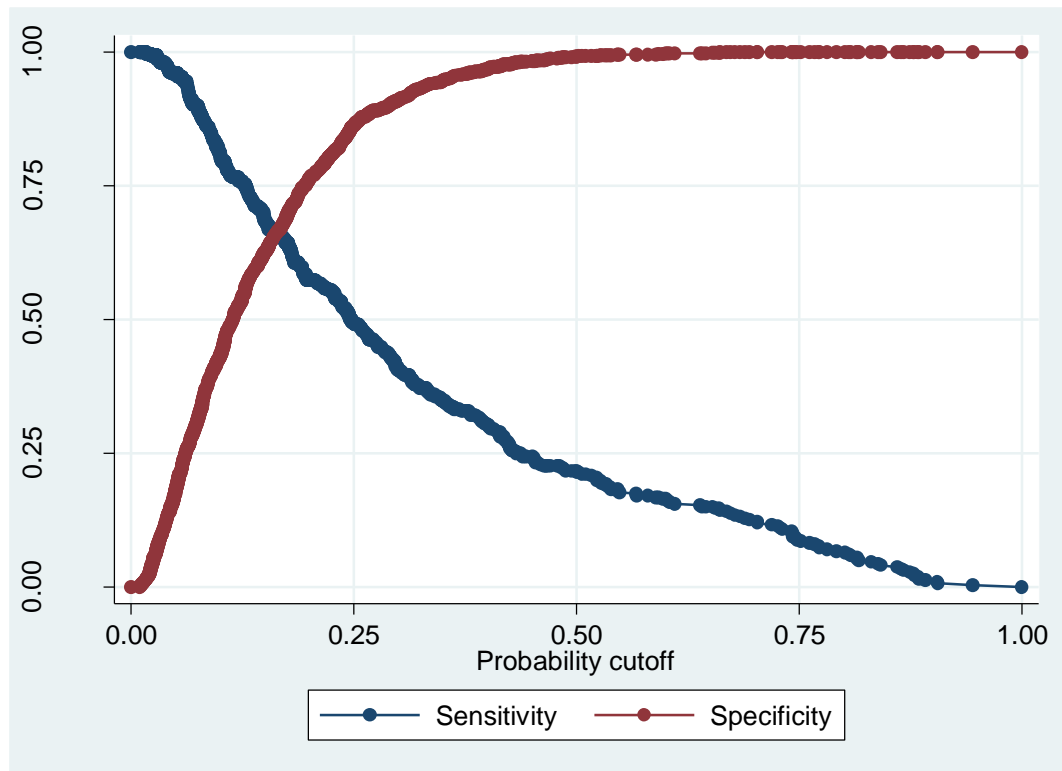


Tabla C3: Gráfico Sensibilidad – Especificidad





D. INFORMACIÓN DE CRÉDITO – COOPERATIVA “JARDIN AZUAYO”

● 1. TASAS DE INTERÉS ACTIVAS.

Segmentación de crédito (1*)	Tasa efectiva máxima (2*)	Jardín Azuayo				
		Productos de crédito	Monto máximo financiado	Tasa nominal anual (3*)	Tasa efectiva anual (4*)	Plazo máximo (5*)
Consumo prioritario	17,30%	Ordinario Sin Ahorro Emergente	Según capacidad de pago Según capacidad de pago \$5000,00	12,27% 14,50% 11,22%	13,36% 15,76% 12,01%	7 años 7 años 4 años
Microcrédito minorista Microcrédito de acumulación simple Microcrédito de acumulación ampliada	28,50% 25,50% 23,50%	Ordinario Sin Ahorro	Según capacidad de pago Según capacidad de pago	12,27% 14,50%	13,36% 15,76%	7 años 7 años
Crédito comercial ordinario Crédito comercial prioritario PYMES	11,83%	Comercial	Según capacidad de pago	11,00%	11,75%	7 años

1*. De acuerdo con la segmentación de la cartera de crédito, emitida por la Junta de Regulación Monetaria y Financiera.

2*. Tasas efectivas máximas por segmento de crédito, establecidas por la Junta de Regulación Monetaria y Financiera (publicadas por el Banco Central del Ecuador).

3*. Las tasas de interés son referenciales, su cálculo definitivo se generará en el documento "Liquidación de crédito".

4*. Las tasas de interés son variables, podrían ser ajustadas previa resolución del Consejo de Administración.

5*. El plazo máximo de pago del crédito se establece de acuerdo a la capacidad de pago del socio, sin exceder los plazos máximos aprobados por el Consejo de Administración.



Universidad de Cuenca

E. PROTOCOLO DE INVESTIGACIÓN



UNIVERSIDAD DE CUENCA

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y
ADMINISTRATIVAS**

CARRERA DE ECONOMÍA

**“MODELO ALTERNATIVO PARA LA MEDICIÓN DE RIESGO
MICROCREDITICIO EN LA COAC “JARDÍN AZUAYO” PARA LA CARTERA
COLOCADA EN EL AÑO 2014”**

PROTOCOLO DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Modalidad: “Proyecto Integrador”

AUTORES:

XAVIER FERNANDO ALVARADO TIGRE

DIEGO VICENTE VIVAR RAMÓN

ASESOR:

ECON. CATALINA RIVERA

CUENCA – ECUADOR

2018



PERTINENCIA ACADÉMICO-CIENTÍFICA Y SOCIAL

El empleo de modelos para la evaluación del riesgo crediticio se ha generalizado, desarrollado y mejorado desde su aparición en la década de los 70's. Esto como una obvia consecuencia del incremento de los recursos tanto estadísticos como informáticos y más aún debido a la creciente necesidad del sistema financiero de contar con herramientas eficientes, que a pesar de no poder reemplazar el juicio humano de los “calificadores de crédito”, sirven de complemento y apoyo en la gestión y por ende disminución del riesgo de los diferentes portafolios de inversión que posee cualquier institución financiera.

Las metodologías son muchas y variadas, y con el fin de permitir una mejor comprensión de las mismas, podemos clasificarlas en dos grandes grupos, estos son, por una lado, Técnicas de índole “**Paramétricas**”³⁴, como por ejemplo el *Análisis Discriminante* desarrollado por (Altman E. I., 1968) en base a variables explicativas en forma de ratios para pronosticar la insolvencia de las empresas, y con el tiempo adaptado para determinar la morosidad de los clientes en las entidades bancarias. Se encuentran también los llamados *Modelos de Elección Binaria* introducidos por (Orgler Y. E., 1971) quien desarrolló para préstamos al consumo un *Modelo de Probabilidad Lineal* que se destacó, según su autor, por el gran aporte que las variables brindaban a la predicción del comportamiento de un individuo y, posteriormente (Wiginton, 1980) fue de los primeros en trabajar con otros modelos como los *Logit* y *Probit*, caracterizados por la ventaja de poder medir la probabilidad de incumplimiento de un cliente.

Por otro lado, se encuentran las llamadas Técnicas “**No Paramétricas**”³⁵ entre las cuales podemos citar a los *Modelos de Programación Lineal* (Kolesa & Showers, 1985), los *Árboles de Decisión* (Makowski, 1985) y las

³⁴ Procedimientos estadísticos y de decisión basados en la distribución de los datos reales.

³⁵ Modelos estadísticos cuya distribución, a priori, no puede ser definida



Redes Neuronales (Davis, Edelman, & Grammerman, 1992) que si bien son técnicas de relativa dificultad en cuanto a la elaboración, brindan ciertas ventajas estadísticas sobre otras técnicas más comunes.

Como punto de partida del presente estudio se tiene que considerar que, las técnicas descritas con anterioridad tienen validez y aplicación mayoritaria en el ámbito bancario, entonces ¿Qué sucede con el análisis y la gestión de riesgos en las instituciones que otorgan (entre sus actividades principales) microcréditos³⁶? Según (Rayo, Lara, & Camino, Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II, 2010) si bien el riesgo en los microcréditos se presenta de forma semejante al de la banca comercial, el tratamiento del mismo se lo debe considerar desde una perspectiva diferente, ya que las limitadas bases de datos, los historiales de crédito poco desarrollados y la incertidumbre que genera la realidad macroeconómica de un país, distorsionan la capacidad predictiva de un sistema estándar de *scoring* que puede funcionar muy bien para la banca tradicional.

Considerando esta idea, el presente proyecto busca colaborar en este espacio de investigación científica al desarrollar una herramienta econométrica que permita pronosticar el comportamiento de pago de los socios de la cartera de Microcréditos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo”³⁷, institución que desde su fundación y hasta la fecha, mantiene como uno de sus pilares fundamentales a la cartera de Microcréditos, promulgando así el crecimiento socioeconómico de sus socios, cumpliendo de esta manera con los lineamientos enmarcados en el Objetivo nro. 8 del Plan Nacional del Buen Vivir al fortalecer la economía popular y solidaria mediante servicios financieros de calidad, incluyentes y sostenibles.

³⁶ En la mayoría de la literatura existente conocidas como INSTITUCIONES MICROFINANCIERAS (IMFs).

³⁷ La Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo, nació en 1996, en el contexto de la reconstrucción del cantón Paute luego de los daños causados por el desastre de La Josefina (1993).



JUSTIFICACIÓN

En el Ecuador, el Art. 283 de la Constitución de la República señala:

... El sistema económico se integrará por las formas de organización económica pública, privada, mixta, popular y solidaria, y las demás que la Constitución determine. La economía popular y solidaria se regulará de acuerdo con la ley e incluirá a los sectores cooperativistas, asociativos y comunitarios. (Constituyente, 2008)

Este último sector mencionado (según su respectiva ley³⁸), se define como una forma de organización económica que busca el desarrollo de procesos de producción, intercambio, comercialización, **financiamiento** y consumo de bienes y servicios ya sea de manera individual o colectiva. Dicha forma de organización económica es regulada por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) vigente desde Junio del 2012 y que tiene entre algunas de sus obligaciones velar por el correcto funcionamiento de las organizaciones del sector, así como el bienestar de sus integrantes y la comunidad en general (SEPS, 2012).

En fiel cumplimiento a las funciones antes mencionadas, la SEPS ha elaborado un conjunto de normativas o reglas, de entre las cuales podemos señalar, conforme a nuestra idea, la Resolución 128³⁹ que determina, por un lado, en su Art. 5 la obligación de constituir un “Comité de Administración Integral de Riesgos” en todas las entidades financieras de los diferentes segmentos que conforman la Economía Popular y Solidaria, y, la Resolución 129⁴⁰, que describe entre las responsabilidades del Comité antes citado: ***“Aprobar y monitorear en las cooperativas de los segmentos 1 y 2, la implementación permanente de modelos y procedimientos de***

³⁸ Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria (LOEPS)

³⁹ Resolución No. 128-2015-F – Normas para la administración integral de riesgos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito y Cajas Centrales

⁴⁰ Resolución No. 129-2015-F – Norma para la gestión de riesgo de crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito



monitoreo de riesgos para la colocación y recuperación de cartera de crédito.” Por lo tanto, la presente investigación busca colaborar en el desarrollo de una herramienta que permita a la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” mejorar la gestión del riesgo crediticio siguiendo los lineamientos antes mencionados.

“Jardín Azuayo Ltda.”, de acuerdo a la clasificación presentada en la Tabla 1, corresponde al Segmento 1 de la clasificación de entidades del sector financiero popular y solidario, con Activos que superan los 600 millones de USD, un Patrimonio aproximado de 85 millones de USD y una Cartera Bruta que bordea los 500 millones, esta institución se coloca como una de las más importantes y reconocidas tanto a nivel local como nacional.⁴¹

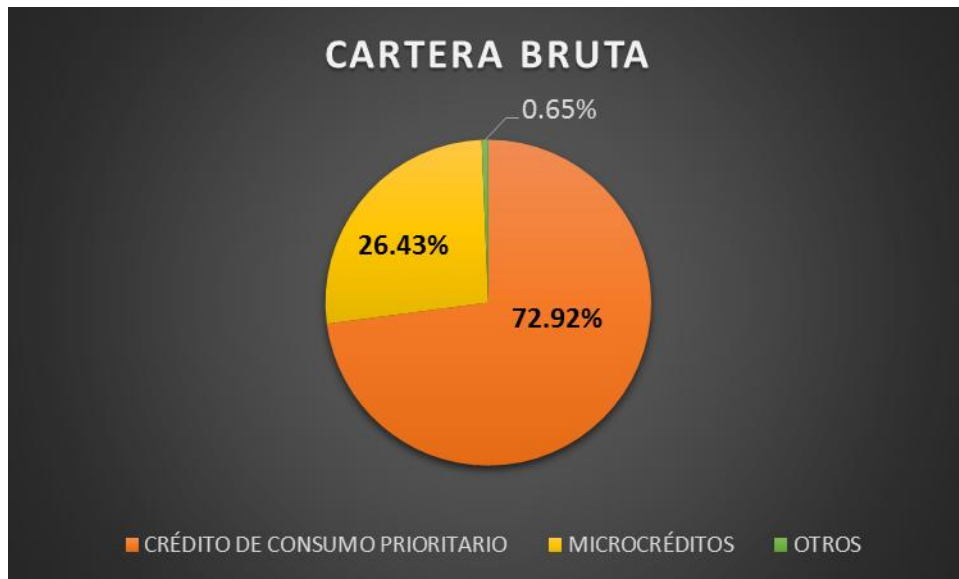
Tabla 1: Segmentación de las entidades del sector financiero popular y solidario

SEGMENTO	ACTIVOS (USD)
1	Mayor a 80'000.000,00
2	Mayor a 20'000.000,00 hasta 80'000.000,00
3	Mayor a 5'000.000,00 hasta 20'000.000,00
4	Mayor a 1'000.000,00 hasta 5'000.000,00
5	Hasta 1'000.000,00
	Cajas de ahorro, bancos y cajas comunales

Elaboración y Fuente: SEPS, Resolución No. 038-2015-F – *Norma para la segmentación de las entidades del sector financiero popular y solidario*

De la Cartera antes mencionada (correspondiente al año 2016), los microcréditos representan un aproximado del 26% del total con alrededor de 130 millones de USD colocados, este tipo de crédito es el segundo de mayor relevancia dentro de la cooperativa, después de los créditos destinados al consumo y por encima de otros servicios como los créditos Inmobiliarios y los créditos comerciales, véase Grafica No. 1.

⁴¹ Según Boletín Financiero del Segmento 1, Consolidado a Diciembre de 2016

Gráfico 1: Participación en la Cartera - Cooperativa "Jardín Azuayo"

Fuente: Boletín Financiero del Segmento 1 (SEPS), Consolidado a Diciembre de 2016

Elaboración: Los autores

La Cartera de Microcréditos de la Cooperativa “Jardín Azuayo”, a Junio de 2017, cuenta 7696 préstamos activos, esto representa una inversión de alrededor de 54 millones, de los cuales cerca de 700 mil se encuentran en riesgo, esto quiere decir que un 1.68% de la cartera colocada se encuentra en default.⁴² Considerando estos antecedentes, la elaboración de una herramienta alternativa de análisis, permitirá gestionar de una manera más eficiente el riesgo existente en la cartera de Microcréditos, cumpliendo de esta manera con el objetivo de nuestro estudio.

PROBLEMA CENTRAL

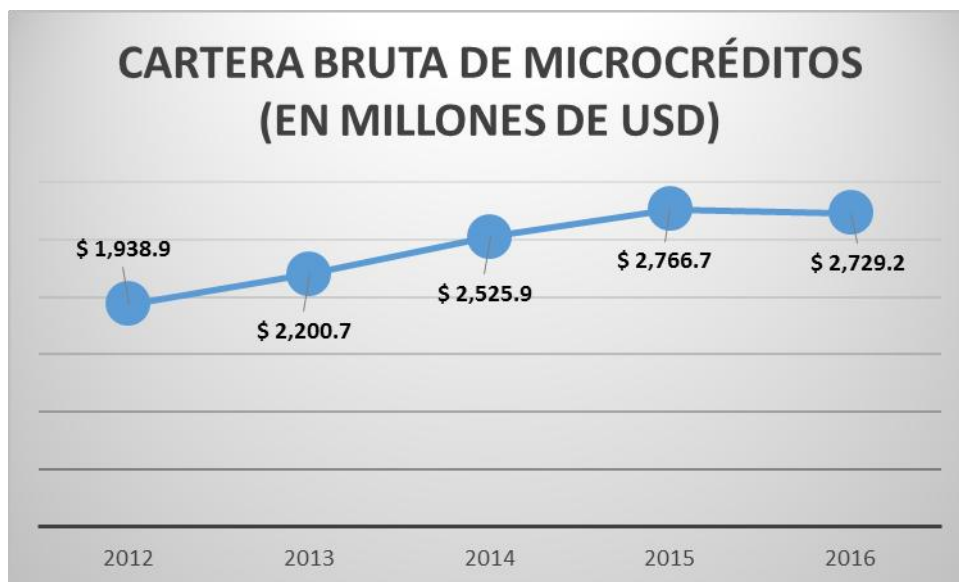
¿Qué es un microcrédito?, según el glosario de términos financieros de la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, un microcrédito se define como todo préstamo concedido y destinado a financiar actividades en pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente

⁴² Datos del Departamento de Riesgos – COAC “Jardín Azuayo”

principal de pago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades.

Los Microcréditos en el sector cooperativista han venido en constante alza en los últimos años, y constituyen un porcentaje representativo dentro de la cartera bruta del sector financiero ecuatoriano. Como se observa en el Gráfico No. 2, los Microcréditos se han incrementado en volumen alrededor de un 30% desde el año 2012, con la salvedad de una pequeña disminución en el año 2016, derivada por la situación macroeconómica y los desastres naturales ocurridos en dicho año.

Gráfico 2: Evolución de la Cartera Bruta del Sistema Financiero



Fuente: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria

Elaboración: Los autores

Con esta idea de constante crecimiento, se vuelve tarea fundamental de toda institución micro-financiera, desarrollar recursos que permitan gestionar el riesgo de crédito⁴³ de una manera más eficiente, de tal forma que dicho

⁴³ El Riesgo de Crédito se define como la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivadas que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidades de pago de las obligaciones pactadas.



riesgo pueda ser medido y controlado tanto en las etapas de concesión, como en el seguimiento del crédito otorgado.

Como ya mencionó con anterioridad, la medición del riesgo micro-crediticio encuentra limitantes al momento de observar las bases de datos y los historiales de crédito poco desarrollados por las instituciones financieras (Schreiner, 2002). Como consecuencia de esto salta a realidad el problema de la poca bibliografía existente, (Rayo, Lara, & Camino, 2010) hasta la fecha de elaboración de su trabajo, dan cuenta de solo diez investigaciones más aplicadas al sector de las micro-finanzas, en su mayoría realizados en Asia, África y América Latina. Esto hace que el aporte de la presente investigación sea de gran importancia para la Cooperativa en cuestión, y porque no, servir de base a otros estudios posteriores.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Implementar una metodología de análisis alternativa para la construcción de un modelo Scoring para la cartera de Microcréditos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo” con los préstamos colocados en el año 2014.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar las características más relevantes que influyen en el riesgo e incrementan la posibilidad de no pago de un socio.
- Calcular la probabilidad de impago de grupos de clientes que compartan características similares.



- Determinar el perfil de los socios riesgosos en base a un análisis descriptivo de la información.

METODOLOGÍA

EL MODELO

El problema a solucionar requiere de una herramienta estadística-econométrica que ayude a pronosticar y nos permita interpretar el comportamiento de pago de los socios que solicitaron un crédito. Siguiendo esta línea proponemos el uso de un *Modelo de Elección Binaria*, específicamente una **Regresión Logística**. Esta técnica paramétrica nos permite obtener algunas ventajas estadísticas sobre otros modelos al generar estimadores más eficientes y nos permite calcular la probabilidad de default del crédito, dependiendo de la influencia de las variables independientes, estas entre algunas de las características más relevantes. Seguiremos en este proceso la metodología planteada por (Rayo, Lara, & Camino, Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el Marco de Basilea II, 2010)

LOS DATOS

La muestra para el desarrollo de esta metodología, proponemos se encuentre formada por los microcréditos otorgados entre el 1 de Enero y el 31 de Diciembre de 2014, esto con el fin de contar con un periodo lo suficientemente extenso para que los créditos (a la fecha de la recolección de datos (Agosto de 2017)) se encuentren amortizados en su totalidad (Arenas, Rodríguez, & Piñeyrúa, 2012).



LAS VARIABLES

VARIABLE DEPENDIENTE

Como ya se mencionó con anterioridad, al ser un modelo de elección binaria, la variable dependiente será una observación que tome los valores de 0 y 1 según sea el caso, definiéndose por “0” a un cliente “bueno”, y por “1” a un cliente “riesgoso”.

La interrogante que surge ahora es ¿Cómo clasificamos a un cliente de “bueno” o “riesgoso”? La mayoría de la literatura existente lo hace en base a la mayor cantidad de días de “atraso” registrados en una o más cuotas del crédito (Jácome & Vitores, 2012). Esto varía según el autor y el país en donde se han realizado las investigaciones.

En el caso ecuatoriano, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria extiende una calificación de riesgo en la cartera de créditos, en base a los días de atraso presentados por un cliente, la cual se detalla a continuación:

Tabla 2: Criterios de Calificación de Riesgo en base a la Morosidad

NIVEL DE RIESGO	CATEGORÍA	PRODUCTIVO, COMERCIAL ORDINARIO Y PRIORITARIO (EMPRESARIAL Y CORPORATIVO)	PRODUCTIVO, COMERCIAL PRIORITARIO (PYME)	MICROCRÉDITO	CONSUMO ORDINARIO, PRIORITARIO Y EDUCATIVO	VIVIENDA DE INTERÉS PÚBLICO E INMOBILIARIO
		DÍAS DE MOROSIDAD				
RIESGO NORMAL	A-1	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5	de 0 hasta 5
	A-2	de 6 hasta 20	de 6 hasta 20	de 6 hasta 20	de 6 hasta 20	de 6 hasta 35
	A-3	de 21 hasta 35	de 21 hasta 35	de 21 hasta 35	de 21 hasta 35	de 36 hasta 65
RIESGO POTENCIAL	B-1	de 36 hasta 65	de 36 hasta 65	de 36 hasta 50	de 36 hasta 50	de 66 hasta 120
	B-2	de 66 hasta 95	de 66 hasta 95	de 51 hasta 65	de 51 hasta 65	de 121 hasta 180
RIESGO DEFICIENTE	C-1	de 96 hasta 125	de 96 hasta 125	de 66 hasta 80	de 66 hasta 80	de 181 hasta 210
	C-2	de 126 hasta 180	de 126 hasta 155	de 81 hasta 195	de 81 hasta 195	de 211 hasta 270
DUDOSO RECAUDO	D	de 181 hasta 360	de 155 hasta 185	de 96 hasta 125	de 96 hasta 125	de 271 hasta 450
PÉRDIDA	E	Mayor a 360	Mayor a 185	Mayor a 125	Mayor a 125	Mayor a 450



Elaboración y Fuente: SEPS, Resolución No. 367-2017-F – *Norma Reformatoria a la Norma para la Gestión del riesgo de Crédito en las Cooperativas de Ahorro y Crédito*

Siguiendo esta disposición, consideraremos entonces como un cliente “riesgoso”, aquel que en una o más de sus cuotas de amortización, superó los **35 días de atraso**, calificándose de esta manera como **Riesgo Potencial o Superior** para la Cooperativa.

VARIABLES INDEPENDIENTES

De acuerdo a la metodología propuesta, y a los datos disponibles de la Cooperativa, podemos enlistar una serie de variables explicativas que se obtienen de los procesos de evaluación, aprobación y seguimiento de los créditos, incluyendo además un par de variables macroeconómicas que pueden aportar capacidad predictiva al modelo.



Tabla 3: Variables Independientes Disponibles

VARIABLE	DESCRIPCION	RELEVANCIA
ZONA	Localización de la microempresa. Variable Dicótoma (0) Zona Urbana (1) Zona Rural	Se espera que lo microcréditos otorgados a zonas rurales sean más riesgosos.
TIPO DE CRÉDITO	Ordinario o Sin Ahorro. Variable Dicótoma	Se espera que un crédito otorgado sin respaldo tenga más posibilidades de caer en default.
DESTINO MICROCRÉDITO	Destino del Microcrédito. Variable Dicótoma (0) Capital de trabajo (1) Activo Fijo	El crédito otorgado a capital de trabajo según la teoría tiene más riesgo.
DIAS DE MORA	Promedio de días de la morosidad del cliente. Variable numérica	A mayor promedio de días en mora, se espera más riesgo
SEXO	Genero del Deudor. Variable Dicótoma (0) Femenino (1) Masculino	En base a los resultados
EDAD	Edad en el momento de solicitud del crédito. Variable numérica	A mayor edad del socio, menor es el riesgo incurrido
ESTADO CIVIL	Estado civil. Variable Dicótoma (0) Soltero-Divorciado (1) Casado- Unión libre	Una persona casada-unión libre, tiene más riesgo de caer en mora
RATIO FINANCIERO 1	Liquidez = Neto / Total Activo	Se espera que a mayor liquidez, menos probabilidad de impago
RATIO FINANCIERO 2	Endeudamiento = Total pasivo/ (Total pasivo + Total Patrimonio)	Mientras menor sea la capacidad de endeudamiento, más probabilidad de riesgo
GARANTIA	Tipo de Garantía. Hipotecaria o Personal	La garantía hipotecaria reduce posibilidades de mora
MONTO	Importe del Microcrédito. Variable numérica	A mayor cantidad del préstamo más posibilidades de default.
PLAZO	Número de Cuotas del microcrédito. Variable numérica	Se espera que mientras más largo sea el plazo, el riesgo se reduce
PIB	Tasa de variación del Producto Interno Bruto. Variable numérica	Variables que representan el ciclo económico, se espera



IPC	Tasa de variación del Índice de precios al Consumidor. Variable numérica	influencia de las mismas en las probabilidades de riesgo.
------------	--	---

Fuente: Base de datos Cooperativa de Ahorro y Crédito “Jardín Azuayo”

Elaboración: Los autores

CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

Xavier Fernando Alvarado Tigre
Diego Vicente Vivar Ramón



ACTIVIDADES	AÑO 2016 -2017																											
	OCTUBRE				NOVIEMBRE				DICIEMBRE				ENERO				FEBRERO				MARZO							
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4				
Diseño y Aprobación PPT																												
JUSTIFICACIÓN																												
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA																												
OBJETIVOS																												
MARCO TEÓRICO																												
Revisión de la Literatura																												
DISEÑO METODOLÓGICO																												
Depuración base de datos																												
Desarrollo del modelo																												
DESARROLLO DEL PROYECTO																												
RESULTADOS DEL PROYECTO																												
CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y LIMITACIONES																												
INTRODUCCIÓN																												
BIBLIOGRAFÍA																												
ANEXOS																												

ESQUEMA TENTATIVO

Xavier Fernando Alvarado Tigre
Diego Vicente Vivar Ramón



- ❖ Portada
- ❖ Introducción
- ❖ Justificación
- ❖ Planteamiento del problema
- ❖ Objetivos
 - Objetivo General
 - Objetivos Específicos
- ❖ Marco Teórico
 - Revisión de la Literatura
- ❖ Diseño Metodológico
 - Depuración de la Base de Datos
 - Desarrollo del modelo
- ❖ Desarrollo del Proyecto
 - Estimación del Modelo
- ❖ Resultados del Proyecto
- ❖ Conclusiones, Recomendaciones y Limitaciones.
- ❖ Bibliografía
- ❖ Anexos

REFERENCIAS



- Altman, E. I. (Septiembre de 1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, XXIII(4), 589-609.
- Arenas, M. A., Rodríguez, P., & Piñeyrúa, A. (2012). *Credit Scoring: Evaluación del riesgo crediticio de la cartera de Microcréditos de una institución financiera en Uruguay*. Montevideo.
- Constituyente, A. N. (2008). Constitución de la República del Ecuador.
- Davis, H. R., Edelman, D. B., & Grammerman, A. J. (1992). Machine-Learning Algorithms for Credit-Card Applications. *Journal of Management Mathematics*, 43-51.
- Jácome, M. d., & Vitores, S. E. (2012). *Diseño de un sistema de calificación de clientes de la cartera de microcréditos de una institución bancaria ecuatoriana*. Guayaquil.
- Makowski, P. (1985). Credit Scoring Branches Out: Decision Tree - Recent Technology. *Credit World*, 30-37.
- Orgler, Y. E. (1971). Evaluation of Bank Consumer Loans with Credit Scoring Models. *Journal of Bank Research*, 31-37.
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (Junio de 2010). Un Modelo de Credit Scoring para Instituciones de Microfinanzas en el marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, XV(28), 89-124.
- Schreiner, M. (2002). Ventajas y Desventajas del Scoring Estadístico para las Microfinanzas. *Microfinance Risk Management*.
- SEPS. (Junio de 2012). *Noticias: Superintendencia de Economía Popular y Solidaria*. Obtenido de Superintendencia de Economía Popular y Solidaria: <http://www.seps.gob.ec/noticia?que-es-la-economia-popular-y-solidaria-eps->
- Wiginton, J. C. (Septiembre de 1980). A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, XV(3), 757-770.

